

Methodik und Anwendung neuronal-basierter Klassifikatoren
in der Analyse komplex wechselwirkender Prozesse in Geosystemen

D i s s e r t a t i o n
zur Erlangung des Grades eines Doktors
der Naturwissenschaften
vorgelegt von

CHRISTIAN ZEMKE
aus Northeim

genehmigt von der
Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät
der Technischen Universität Clausthal

Tag der mündlichen Prüfung
06.12.2002

Vorsitzender der Prüfungskommission:	Prof. Dr.phil.nat. J. Fertig
Hauptberichterstatte:	Prof. G. Reik, PhD
Berichterstatte:	Prof. Dr.-Ing. W. Busch Prof. Dr.-Ing. D.P.F. Möller

Vorwort und Danksagung

Wissenschaftliche Arbeit ist Teamarbeit. Wenngleich das Werden der vorliegenden Arbeit auch Phasen kannte (insbesondere zum Ende hin) die von bösartigem Egoismus geprägt waren.

Ohne die nachfolgend Genannten wäre etwas anderes entstanden.

Den Herren Professoren Gerhardt Reik, Wolfgang Busch und Dietmar P.F. Möller danke ich für die Übernahme der Referate, und insbesondere Herrn Gerhardt Reik für die Möglichkeit am Talsperrenprojekt Leibis/Lichte mitzuarbeiten, wodurch sich die in dieser Arbeit behandelten Problem- und Zielstellungen erst ergaben.

Herrn Dr. habil. Matthias Reuter danke ich für den Mut, einen Geologen in die Verfahren des soft-computing einzuführen. Die fast 2-jährige Zusammenarbeit in der Arbeitsgruppe am Institut für Informatik der TU Clausthal hat nicht nur meine wissenschaftliche Orientierung nachhaltig beeinflusst.

Aus dem BAGIS Team haben Herr Dr. Björn Kesper, Dirk Lühning und Stephan v. Gasselt versucht, Einfluss auf diese Arbeit zu nehmen. Zum Glück ist es Ihnen manchmal gelungen. Die Mitarbeiter am Fachbereich „Geowissenschaften, Bergbau und Wirtschaftswissenschaften“ Ali Ismail, Simon Otando, Dirk Rakebrandt, Christian Weiler, Dr. Klaus Maas und Dr. Antje Carstensen haben mich mit ihrem Interesse an dieser Arbeit an der Sinnfälligkeit meiner Bemühungen seltener zweifeln lassen. Solche Aufzählungen sind nie vollständig.

Schließlich danke ich meiner Frau Claudia, meinem Sohn Simon und meinen Eltern Herta und Reinhold Zemke vor allem für ihre Geduld, aber auch für die vielen kleinen Dinge, die mir den Spass an der Arbeit erhalten haben.

Die folgenden Firmen und Einrichtungen unterstützten die vorliegende Arbeit nicht nur mit Planunterlagen und Baudokumentationen...

Hydroprojekt Ingenieurbüro, HPI

Lahmeyer International

SALVETER GmbH, Ingenieurbüro für Bauwesen

Thüringer Talsperrenverwaltung

Inhaltsverzeichnis

Vorwort und Danksagung	III
Inhaltsverzeichnis	IV
Abbildungsverzeichnis	VI
Tabellenverzeichnis	VIII
Zusammenfassung	IX
Abstract	X

1	Einleitung.....	1
1.1	Aufbau der Arbeit	1
1.2	Problem- und Zielstellung	2
1.3	Methodischer Ansatz	2
2	Hydrogeologische Analyse und Systemtheorie	3
2.1	Systeme und Prozesse	3
2.2	Prozess und Modellbildung	4
2.3	Der Modellbegriff	5
3	Modellkonzepte hydrogeologischer Systeme	6
3.1	Generierung von Kluftnetzwerk-Modellen	7
3.2	Spezielle Modellkonzepte gekoppelter Prozesse	8
4	Lösungen von Prozessgleichungen	8
4.1	Analytische Lösungen von Prozessgleichungen	9
4.2	Numerische Lösungen von Prozessgleichungen	9
4.3	Vom geometrischen Modellkonzept zum numerischen Modell	10
4.4	Anwendungsbeispiel der Verfahren	10
5	Stochastische Methoden der Prozessanalyse	12
5.1	Geostatistische Methoden in der Ingenieur- und Hydrogeologie	13
5.2	Das Schätzen	16
5.3	Clusteranalyse	17
5.4	Korrelations- und Regressionsanalysen	20
5.4.1	Darlegung und Diskussion der Beispielrechnungen	24
5.4.2	Hauptkomponenten- und Faktorenanalyse	25
5.5	Diskussion stochastischer Verfahren	26
6	Systemanalyse mit Künstlichen Neuronalen Netzen	27
6.1	Kognition und Modellbildung	27
6.2	Definitionen und physiologische Analogien von KNN	29
6.3	Funktionsbausteine der KNN	30
6.4	Lern-, Optimierungs- und Suchverfahren	31
6.4.1	Prinzip des überwachten Lernens	32
6.4.2	Prinzip des nicht überwachten Lernens	33
7	Allgemeine Angaben zum Talsperrenprojekt	35
7.1	Kurzbeschreibung des Bauvorhabens	35

7.2	Regionale Geologie	36
7.3	Trennflächengefüge	36
7.4	Ingenieurgeologische Erkundungsarbeiten.....	37
7.5	Der WD-Versuch im klüftigen Fels.....	38
7.6	Auswertung und Interpretation von WD-Versuchen.....	40
7.6.1	Grundlagen der Strömungslehre im Festgestein.....	41
7.6.2	Auswerteverfahren auf der Basis theoretischer Zuordnungsvorschriften	42
7.6.3	Auswerteverfahren auf der Basis empirischer Zuordnungsvorschriften	43
7.6.4	Diskussion der Auswerteverfahren.....	44
8	Angewandte Systemanalyse mit Neuronalen Netzen	45
8.1	Vorverarbeitende Verfahren	46
8.2	Detektion der Systemzustände.....	48
8.3	Klassifikation der Systemzustände	52
8.4	Regionalisierung multivariater Kenngrößen.....	56
8.5	Ausgewählte Ergebnisse der neuronal-basierten Modellierung	61
8.5.1	Untersuchungen im Bohrlochmaßstab.....	61
8.5.2	Untersuchungen einzelner Mauerfelder.....	66
8.5.3	Untersuchungen an der gesamten Aufstandsfläche	69
8.6	Diskussion der Ergebnisse.....	74
9	Kurzreferenz über das Evaluationsprogramm <i>GeoNeuroTool</i>	74
9.1	Aktualisieren der Datenbank im GNT	76
9.2	Softwarearchitektur.....	76
10	Ausblick.....	77
11	Literaturverzeichnis	79
12	Anhang.....	84

A.1: Lage des Untersuchungsgebietes in Thüringen

A.2: Aufsicht der Gründungsfläche der Talsperre

A.3: Querprofil des Absperrbauwerkes

A.4: Kenndaten des Absperrbauwerkes (Auswahl)

A.5: Stratigraphie des Untersuchungsgebietes

A.6: Fototafeln (B.6-1 bis B.6-10)

A.7: Datenbasis: Übersicht der verwendeten Mess- und Versuchsdaten

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Von der Datenbasis zu problemorientierten Wissensinhalten.	2
Abb. 2: Der Systembegriff.	3
Abb. 3: Prozessanalyse und Prozesssteuerung.	4
Abb. 4: Methoden der dynamischen Modellierung; nach HEUNECKE (1995).	5
Abb. 5: Der Modellbildungsprozess.	6
Abb. 6: Klassifikation modellbildender Verfahren in der Hydrogeologie.	8
Abb. 7: Prinzip der Diskretisierung mit finiten Differenzen.	9
Abb. 8: 2,5D FE Modell der Wasserdruckverteilung im Baugrund nach Vollstau (Feld 15, Dichtungsschleier wirksam).	11
Abb. 9: Beispiel ortsabhängiger Variablen in der Felsmechanik	13
Abb. 10: Klassenorientierte Häufigkeitsverteilung der Versuchsdauer von Feststoffinjektionen.	17
Abb. 11: Definition der Ereigniswahrscheinlichkeit über die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion.	17
Abb. 12: Streudiagramm der Beziehung zwischen Geländehöhe und Fallwinkel der Schichtung.	17
Abb. 13: Clusterdiagramm der Relationen zwischen Geländehöhe und Schichtfallwinkel.	17
Abb. 14: Ergebnis der Clusteranalyse für zweidimensionale Datenstrukturen.	18
Abb. 15: Clusterdiagramm höherdimensionaler Datenstrukturen.	18
Abb. 16: Ergebnis der 4 D Clusteranalyse in 2 D Kartendarstellung (Punktwerte).	19
Abb. 17: Ergebnis der 4 D Clusteranalyse in 2 D Kartendarstellung (Grauwerte).	20
Abb. 18: Mittelwertbildung in den ausgewählten 5 Clustern.	20
Abb. 19: Beispiel einer linearen Regressionsgleichung.	22
Abb. 20: Beispiel einer polynomischen Regressionsgleichung 5. Ordnung.	22
Abb. 21: 3-dimensionale, lineare Funktionsapproximation mittels Regressionsanalyse.	23
Abb. 22: 3-dimensionale, nicht-lineare Funktionsapproximation mittels Regressionsanalyse.	23
Abb. 23: Interpretation der Ergebnisse: Funktionsapproximationen und Interpolation.	25
Abb. 24: Streudiagramm und nicht-symmetrische Regressionsgeraden.	26
Abb. 25: Zellstrukturen im Neuron.	29
Abb. 26: Funktionsbausteine im künstlichen Neuron (links), binäre Aktivierungsfunktion.	30
Abb. 27: Der zweigeteilte Mermalsraum.	31
Abb. 28: Fehlermaß einer Funktion mit zwei Variablen.	32
Abb. 29: Gradientenabstiegsverfahren für eine Funktion mit zwei Variablen.	33
Abb. 30: Netzstruktur selbstorganisierender Karten im 2D Gitter.	34
Abb. 31: Nachbarschaftsmengen in einem zweidimensionalen, quadratischen Neuronengitter.	35
Abb. 32: 3D Skizze des Trennflächengefüge am westlichen Hang; Lagenkugeldarstellung: untere Halbkugel, Polpunktdarstellung (49 Werte, eigene Messungen).	37
Abb. 33: Versuchsanordnung: Doppelpackersystem (Fa. Comdrill, Geotechnik).	39
Abb. 34: Randbedingungen hydrologischer Modellkonzepte im Kluftgestein.	43

Abb. 35: Empirisch ermittelte Q_{WD} - k_f Beziehungen.	44
Abb. 36: Funktionsbausteine und Methoden der Klassifikatorkette.	45
Abb. 37: Abfragedialog und Ergebnistabellenblatt aus der Bohrungsdatenbank unter MS Access 2000.	47
Abb. 38: Datenblatt in MS Access: Teufenabhängige Ergebnisse von WD Versuchen.	47
Abb. 39: Zugrundeliegendes Datenmodell der Evaluationsdatenbank.	48
Abb. 40: Stell- und Regelgrößen der Selbstorganisierenden Merkmalskarte.	49
Abb. 41: Trainingsphasen der 2D SOM.	49
Abb. 42: Gegenüberstellung der SOM Klassifikation mit dem Bohrprotokoll.	50
Abb. 43: Testergebnisse der 2D SOM Klassifikation ausgewählter Bohrungen.	51
Abb. 44: Testergebnisse der 2D SOM Klassifikation.	51
Abb. 45: Kartendarstellung der 2D SOM Klassifikation.	52
Abb. 46: Kategorisierung der Versuchsergebnisse von WD Tests (nach KUTZNER 1991).	53
Abb. 47: Codierung der Merkmalsvektoren für die Klassifizierung durch ein Neuronales Netz.	54
Abb. 48: Lernverhalten des KNN in der Trainingsphase.	54
Abb. 49: Ergebnis der Klassifikation der Stufendruckversuche (Binär-Codierung) als Balkendiagramm.	55
Abb. 50: Ergebnis der Klassifikation der Stufendruckversuche im Ausgabedialog des Evaluationsprogrammes.	55
Abb. 51: Ergebnis der Klassifikation der Stufendruckversuche (Analog-Codierung) als Balkendiagramm.	56
Abb. 52: Stellgrößen im Lernverhalten des Neuronenverbandes.	57
Abb. 53: Initiale Lernphasen der 4D SOM.	57
Abb. 54: Initiale Lernphasen der 4D SOM - Variation des Nachbarschaftsradius.	57
Abb. 55: Abgeschlossene Lernphasen - Variationen der Lernparameter.	58
Abb. 56: Darstellung der stochastischen Modellierung als Volumen-NURBS Modell.	58
Abb. 57: Ergebnis der 4 D SOM Analyse in 2 D Kartendarstellung (Grauwerte).	59
Abb. 58: Teufenabhängige Versuchsdaten in Bezug zum Trennflächensystem (a: 2D, b: 3D).	60
Abb. 59: Aufenthaltswahrscheinlichkeiten hoher WD Werte als VNURBS Modell einer 4D SOM Approximation.	60
Abb. 60: Beziehung zwischen Suspensionsmenge und Versuchsreihe (a) bzw. Teufenstufe (b), (logarithmische Trendlinie).	62
Abb. 61: Streudiagramm der Beziehung WD Test [l/min*m] zu Probeinjektion [kg/m].	62
Abb. 62: Lernphasen der selbstorganisierenden Merkmalskarte.	63
Abb. 63: Bohrung ID 54 bis 58: Ergebnis der 2D Som Analyse.	64
Abb. 64: Wahl der Klassenparameter im Statistikdialog des GNT.	65
Abb. 65: Ergebnis der neuronalen Systemanalyse in der programminternen Darstellung.	65
Abb. 66: Ergebnis der neuronalen Systemanalyse einer Volume NURBD 3D Darstellung.	65
Abb. 67: Trainingsdatensatz multivariater Klassifikation.	66
Abb. 68: Ergebnis der Klassifikation multivariater Trainingsdatensätze als Balkendiagramm.	67
Abb. 69: Multivariate Klassifikation durch kombinierte Lernverfahren der KNN (a), Visualisierung als VNURBS Modell (b).	67

Abb. 70: Ausgewählte Profilschnitte im Bereich der Bohrungen (ID) 03-10.	68
Abb. 71: Ausgewählte Profilschnitte im Bereich der Bohrungen (ID) 04-11.	68
Abb. 72: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation teufenbezogener Einzelparameter.	70
Abb. 73: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation teufenbezogener Einzelparameter (Injektionsmengen und -drücke).	70
Abb. 74: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation von Einzelparametern (WD Werte).	70
Abb. 75: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation von Einzelparametern (Injektionsmengen und -drücke).	70
Abb. 76: VNURBS Modelle hydrogeologischer Parameter.	71
Abb. 77: Programminterne Visualisierung der Ergebnisse der Klassifikation.	72
Abb. 78: Konfiguration und Codierung der Eingabevektoren im gekoppelten Modell.	72
Abb. 79: Neuronale Risikoschätzung der Umläufigkeit des Absperrbauwerkes.	73
Abb. 80: Neuronale Risikoschätzung der Umläufigkeit des Absperrbauwerkes (Normierung).	73
Abb. 81: Datenbankschnittstelle des GNT: Auswahl der Testdatensätze.	75
Abb. 82: Architektur des low-cost GIS JayGIS.	78

Tabellenverzeichnis

Tab. 2.1: Synonyme der Modellbildungsverfahren.	5
Tab. 5.1: Empirische Formeln zur Ermittlung von Klassenzahlen.	14
Tab. 5.2: Ergebnisübersicht der linearen multiplen Regression (Beispiel 1).	24
Tab. 5.3: Ergebnisübersicht der nicht-linearen multiplen Regression (Beispiel 2).	24
Tab. 6.1: Leistungsvergleich biologischer (Wet Net) und künstlicher NN (Dry Net); aus: ZELL (1995).	29
Tab. 8.1: Konfiguration des dreischichtigen Backpropagation Netzes.	54
Tab. 8.2: Trainingsdatensätze für die Klassifikation von Stufendruckversuchen.	55
Tab. 8.3: Optimierung der Lernparameter der 4D SOM.	57
Tab. 8.4: Format des Eingabevektors im Fallbeispiel Gefügeklassifikation.	60
Tab. 8.5: Stellgrößen der 2D SOM im Fallbeispiel Wirkungsradios von Probeinjektionen.	63
Tab. 8.6: Struktur der Trainingsdatensätze für die Klassifikation multivariater Gebirgseigenschaften.	66
Tab. 8.7: Konfiguration des Neuronenverbandes für die multivariate Klassifikation.	66
Tab. 8.8: Struktur der Trainingsdatensätze für die Klassifikation wirkungsvoller Abdichtungsinjektionen.	69

Methodik und Anwendung neuronal-basierter Klassifikatoren in der Analyse komplex wechselwirkender Prozesse in Geosystemen

CHRISTIAN ZEMKE

Technische Universität Clausthal, Institut für Geologie und Paläontologie, Leibnizstrasse 10,
D-38678 Clausthal-Zellerfeld

Zusammenfassung: Der Einsatz neuronal-basierter Klassifikatoren als Werkzeug der Analyse in komplexen Systemen hat in den letzten Jahren über den Horizont akademischer Betrachtungen hinaus ein breites Anwendungsspektrum gewonnen. Die Nutzung in geowissenschaftlichen und geotechnischen Problemstellungen blieb bisher allerdings auf einige wenige Bereiche beschränkt. So wurden z.B. in der Auswertung seismischer Profile, der Beurteilung von Lagerstätten oder in geoökologischen Fragestellungen qualitative Aussagen abgeleitet. Die Problematik der Adaption automatisierter Entscheider auf die quantitative Analyse von Prozessen in Geosystemen liegt zum einen in der Komplexität der zugrundeliegenden Datenbasis begründet und zum anderen in der Notwendigkeit einer aufwendigen, individuellen Datenaufbereitung als vorverarbeitendem Schritt der neuronal-basierten Analyse.

Die Einbeziehung unsicherer oder qualitativer Daten zur verbesserten Schätzung hydrogeologischer Parameter war bislang eine Domäne geostatistischer Methoden. Variogrammanalysen und verschiedene Kriging Verfahren dienen der Schätzung ortsabhängiger Variablen, insbesondere wenn Datenwerte Einschränkungen in Anzahl und Qualität unterworfen sind. Als alternative Strategie zu diesen Methoden wurde am Beispiel hydrogeologischer und gemechanischer Mess- und Versuchswerte im Bereich des Baugrundes der Talsperre Leibis/Lichte in Thüringen ein Verfahren entwickelt und exemplarisch angewendet, das auf Basis softcomputing basierter Methoden die Analyse multivariater Systeme erlaubt.

Dazu wurden die relevanten Daten aus verschiedenen Planungs- und Bauphasen in einer relationalen Datenbank erfasst und strukturiert. Das entwickelte Programmsystem enthält Abfragestrukturen, die einen problembezogenen Zugriff auf die gesamte Datenbasis ermöglichen. Es wurden anwendergerechte Methoden der Komposition beliebiger Merkmalsvektoren vorgestellt. Die einzelnen Merkmale dieser Vektoren werden in vorverarbeitenden Verfahren Klassenbildungs-, bzw. Normierungsverfahren unterworfen. Auf diese Weise wurden frei kombinierbare Test- und Trainingsdatensätze entwickelt, die verschiedenen, sich selbstständig konfigurierenden Netztopologien, präsentiert wurden.

Die Ergebniswerte des neuronalen Klassifikationsprozesses werden als verschiedene hydrologische und geomechanische Kennwerte dreidimensional visualisiert. Mögliche Kennwerte werden als Wahrscheinlichkeitswerte von Fließgeschwindigkeiten, Fließrichtungen, Injezierbarkeit des Gebirges in Abhängigkeit der Raumstellung und des Verformungsverhaltens des Gebirges mit unterschiedlichen Trennflächenpopulationen in einem neuronalen Raummodell dargestellt, welches auf der Grundlage topologieerhaltender Merkmalskarten eine im Rahmen dieser Arbeit entwickelte, erweiterte Methodik darstellt.

Abschließend wird mit der Softwarearchitektur JayGIS ein Ausblick gegeben, wie eine Integration analytischer Methoden in einem low-cost GIS realisiert, und moderne Konzepte der Visualisierung einbezogen werden können.

Schlüsselwörter: Klassifikatorkette, multivariate Systemanalyse, neuronale Netze, Talsperrenprojekt Leibis/Lichte.

Abstract: The employment of neuronal-based classifiers as a tool for the analysis of complex interacting natural and technical systems has won a wide spectrum of applications in the last years. However the utilization in geotechnical problems remained restricted to few areas. For example in the analysis of seismic profiles, the evaluation of mineral deposits or in geo-ecological questions qualitative statements were derived. The problematic nature in the application of automatic classifiers such as neural networks to the quantitative analysis of processes in geological systems is based on the complexity of the underlying database and on the need for individual data processing strategies as a pre-processing step of the neuronal-based analysis. The inclusion of uncertain or qualitative data to the improved estimation of hydrogeologic parameters was until now a domain of geostatistic methods. So variogram analysis and different Kriging procedures were used for the estimation of variables especially if data values are restricted in their amount and quality. An alternative strategy to these methods is presented for the analysis of data from hydrogeological and geomechanical investigations in the area of the Leibis/Lichte dam site in Thüringen. A procedure has been developed and evaluated, that allows an analysis of multivariate systems on the basis of artificial neural networks.

The relevant data out of different phases of the project were assembled and structured in a relational datamanagement system. The developed program system contains query structures that permit a problemoriented access of the total database. Methods which allow to create any provided possible combination of feature-vectors as input patterns of the neural net are given. The single features of these vectors are preprocessed by procedures of fractioning and/or standardization strategies. So freely combinatable test and training data sets can be developed, and can be presented to different independent network topologies. The result patterns of the neural classification process are visualised three-dimensionally as different hydrological and geomechanical main values. Possible results are e.g. probability values of flow velocities, flow directions, grouting effectivity of the rock mass in their relation to the location and surface conditions of different fracture populations in a spacial model, based on neural computing methods.

Finally an outlook is given how an integration of analytical methods in a low-cost GIS can be realized by the software architecture JayGIS, where modern techniques of visualisation can be included.

Keywords: Chain of Classification, multivariate system analysis, neural Networks, dam project Leibis/Lichte.

1 Einleitung

Der Informationsumsatz in der Planung und Projektsteuerung baugelogisch/geotechnischer Großprojekte steigt mit dem Gefährdungspotenzial des Bauwerkes und der Komplexität der Aufgabenstellung und deren Randbedingungen.

Die vorliegende Arbeit stellt Methoden vor, die die komplexen Informationsstrukturen möglichst vollständig als Bewertungsgrundlage von Wirkungsmechanismen erschliessen. Dazu werden als stochastische Schätzverfahren Künstliche Neuronale Netze (KNN) eingesetzt, wobei der thematische Schwerpunkt der Arbeit in der systemtheoretisch begründeten Herleitung der Verfahren und der Bereitstellung geeigneter Methoden zur Codierung und Gewichtung der Einflussgrößen auf der Basis einer geostatistischen Vorverarbeitung im zu beurteilenden System liegt.

Zum besseren Verständnis komplexer Systeme und den darin ablaufenden Prozessen ist eine geeignete Visualisierung der Ergebnisse und deren kontextsensitive Beurteilung erforderlich. Das informationsverarbeitende System „Mensch“ muss dazu in seinen kognitiven Fähigkeiten erkannt werden. Die Diskussion kognitiver Prozesse, sowohl in künstlichen, als auch in natürlichen neuronalen Netzen, dient der Optimierung des Informationsumsatzes im Gesamtsystem der Klassifikatorkette, welche den Menschen als übergeordnetes beurteilendes System einbettet. Geographische Informationssysteme (GIS) sollen den Informationsfluss gezieht erhöhen, indem Ergebnisse der Datenmodellierung mit ihrem Raumbezug referenziert werden. Sie sind somit ebenfalls Teil dieses klassifizierenden Gesamtsystems.

1.1 Aufbau der Arbeit

Nachdem nachfolgend die Problem- und Zielstellung der Arbeit sowie die Herangehensweise erläutert werden, sollen in Kapitel 2, als Basis für eine Beurteilung der verschiedenen Modellbildungsstrategien, grundlegende Begriffe der Systemtheorie und in direkter Ableitung klassische Verfahren der Prozessmodellierung erläutert werden (Kapitel 3 und 4).

Als Grundlage zum Verständnis der in Kapitel 6 eingeführten Methoden künstlicher neuronaler Netze (KNN) werden in Kapitel 5 zunächst die im Kontext der Substituierung durch neuronale Netze relevanten statistischen Verfahren beschrieben. Dabei werden interessante Anwendungen statistischer Verfahren in der Ingenieur- und Hydrogeologie an Anwendungsbeispielen aus dem Talsperrenbau erläutert. Dabei soll auch dargestellt werden, welche Analytik für die verschiedenen Teilsysteme im komplexen Bauvorhaben eines Talsperrenprojektes erforderlich ist. In Kapitel 6 wird den KNN besonderer Raum gegeben, da diese in der Baugeologie/Geotechnik weithin noch als exotisch angesehen, und nach wie vor noch wenig eingesetzt werden.

Nachdem das Talsperrenprojekt Leibes/Lichte in Kapitel 7 kurz vorgestellt und grundlegende Verfahren der Messwert- und Versuchsdatenerfassung, sowie deren Auswertungen erläutert wurden, zeigt Kapitel 8 die Systematik der Vorgehensweise der dynamischen Modellbildung mit KNN. Dabei werden in allen Verarbeitungsschritten, bis hin zur Visualisierung, ausschließlich softcomputing basierte Methoden, unter besonderer Berücksichtigung unterschiedlicher Anwendungsbeispiele und Nutzungskonzepte im Talsperrenbau eingesetzt. Der Schwerpunkt der Anwendungen liegt in der Abbildung von Parametern und Kennwerten hydrodynamischer Systeme und zeigt, wie Eingriffe in dieses System, unter den Gesichtspunkten sicherheitstechnischer und kostenstrategischer Fragestellungen, optimiert werden können.

In Kapitel 9 sind die Evaluationsprogrammsysteme, die mit dieser Arbeit zusammen entstanden, kurz referenziert und in ihren funktionalen Bausteinen erläutert. Viele (nicht alle) Anwendungsbeispiele wurden mit diesen Werkzeugen gerechnet, da der Markt der Softwarelösungen in diesem Bereich zwar überaus vielfältige, jedoch keine geeigneten Lösungen für die spezielle Aufgabenstellung anbot. Zudem wurde mit den 4dimensionalen topologieerhaltenden Merkmalskarten ein eigenständiges methodisches Konzept entwickelt.

Da die Arbeit unter dem (äußerst befruchtendem) Einfluss der Forschungsinhalte und -aufgaben des durch die DFG geförderten

Vorhabens BAGIS/_{VR} entstand, schien die Entwicklung eines Implementierungskonzeptes der erarbeiteten Lösungen in ein Informationssystem sinnvoll, zumal den Ergebnissen von Berechnungen, gleich welcher Verfahren, nur dann das Wesentliche entnommen werden kann, wenn sie gewichtet und strukturiert dargestellt werden. Ein solches Konzept wird in Kapitel 10 (Ausblick) vorgeschlagen.

1.2 Problem- und Zielstellung

Die Beurteilung von Prozessen komplexer, natürlicher Systeme erfordert die profunde Kenntniss in unterschiedlichen wissenschaftlichen Disziplinen. In dem Bemühen konkrete Handlungsanweisungen aus oft unvollständigen, unsicheren und unscharfen Datengrundlagen abzuleiten, sind in der Vergangenheit verschiedene Strategien verfolgt worden.

Der Tatsache, daß natürliche Fluktuationen von Boden- und Felskenngrößen und ihre nicht vollständige Erfassbarkeit zu relativierenden Angaben durch den Geologen führen müssen, stehen oft Forderungen von Ingenieuren nach exakten Aussagen gegenüber. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es deshalb Methoden des Softcomputings auf ihre Anwendbarkeit in der Ingenieurgeologie zu untersuchen und beispielhafte Anwendungen aufzuzeigen.

1.3 Methodischer Ansatz

Systemtheorie, Geostatistik, Finite Elemente Methoden (FEM), Softcomputing, Geoinformationssysteme (GIS) und Kognitionswissenschaften bieten eine thematische Vielfalt, die den Gegenstand vieler unterschiedlicher Forschungsvorhaben bilden. In der Tat beinhalten diese Fachdisziplinen ein hohes Potenzial

unausgeschöpfter Möglichkeiten. Bei der Entwicklung und dem Einsatz einer neuen Methodik sollte diese jedoch unbedingt eindeutig in bestehende Lösungsansätze eingegliedert werden, damit sie in ihren Stärken und Schwächen beurteilt werden kann.

Die Systemtheorie soll die theoretische und experimentelle Prozessanalyse relativ zum jeweilig betrachteten System, klassifizierend bewerten. Struktur und Umfang der zugrundeliegenden Datenbasis sind dabei ausschlaggebend für die Wahl der Methodik.

Statistische Anwendungen in den Geowissenschaften bieten Methoden der räumlichen, aber auch der räumlich-zeitlichen Modellbildung z.B. mittels Kriging Verfahren oder stochastischer Simulatoren. Sie dient jedoch auch der Klassifizierung und Vorverarbeitung ortsabhängiger Variablen, die dann verschiedenen modellbildenden Verfahren zugeführt werden können. Diese können sowohl deterministische Lösungsprinzipien verfolgen (FE Methoden), oder auch über Gewichtungsfunktionen (neuronale Netze, fuzzy Clusteranalyse) Prozesse klassifizieren.

Wären Geosysteme in ihren wechselwirkenden Beziehungen nicht so immens komplex, und damit auch die zur Entscheidungsfindung nutzbaren Daten und Wissenshintergründe hinsichtlich ihrer Strukturen und ihres Umfangs nicht so unübersichtlich, wäre es auch nicht notwendig alternative Methoden der dynamischen Modellbildung zu diskutieren. Dies bedingt aber ebenfalls die Notwendigkeit einer Strategie der Wissensvermittlung. Geoinformationssysteme (GIS) bieten diese Strategien der raumbezogenen Datenverwaltung und Informationsvermittlung.

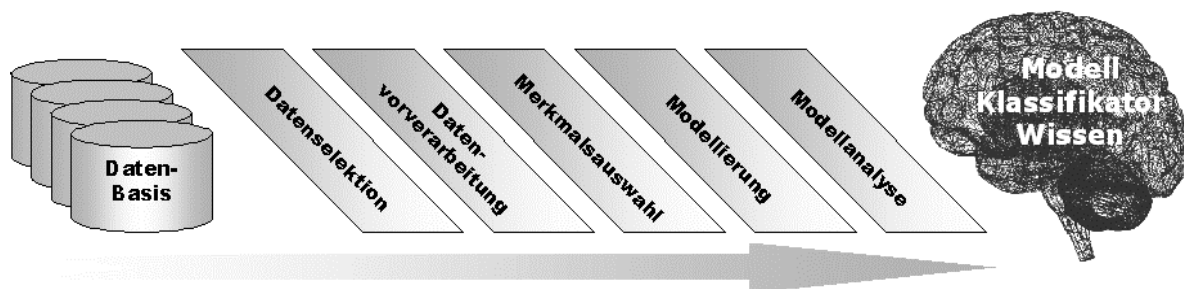


Abb. 1: Von der Datenbasis zu problemorientierten Wissensinhalten.

Primäres Ziel der Logistik von Versuchsanordnungen, Messwertgewinnung und der darauf aufbauenden analytischen Verfahrensweisen in der Baugeologie ist es, aus den gewonnenen Erkenntnissen bautechnische Konsequenzen zu ziehen. Die Kognitionswissenschaften beschreiben diesen Vorgang allgemeiner:

„wie gelange ich von der Information zu Wissensinhalten“

Die technisch-informationswissenschaftliche Methodik dazu ist mit den verschiedenen analytischen und modellbildenden Verfahren gegeben. Erkenntnisse werden jedoch erst im menschlichen Gehirn zu Lösungen, Handlungsanweisungen oder weiteren Fragestellungen umgesetzt (Abb.1). Daher muss der bearbeitende Ingenieur modellhaft eingebettet sein, was im Kontext der softcomputing basierten Verfahren bedeutet, die Grundlagen menschlicher Perzeption zu berücksichtigen.

2 Hydrogeologische Analyse und Systemtheorie

Die Bewertung mathematischer Modelle für unterschiedlichste wissenschaftliche Disziplinen erfolgt durch die *Systemtheorie*. BERTALANFFY definiert 1968 erstmals die Systemtheorie als universellen Forschungsansatz mit dem Zusammenschluss der Informationstheorie von SHANNON & WEAVER (1949) und der WIENERschen Kybernetik. In BERTALANFFY (1968) wird die *Allgemeine Systemtheorie* als Versuch eines formalisierten wissenschaftlichen Ganzheitsdenkens, welches gemeinsame Gesetzmäßigkeiten in physikalische, biologischen und auch sozialen Systemen aufweisen kann, begründet. Dabei wird angenommen, daß sich die Prinzipien von Selbstorganisation, Rückkopplung, Homöostase oder Fließgleichgewicht auf unterschiedliche Klassen von Systemen anwenden und somit verallgemeinern lassen.

2.1 Systeme und Prozesse

Systeme und Prozesse werden beobachtet, analysiert, klassifiziert und schliesslich erkannt, um sie gezielt steuern und verändern zu kön-

nen. Als Basis für eine Beurteilung unterschiedlicher dynamischer Modellbildungsstrategien in hydrogeologisch/geomechanischen Systemen werden zunächst grundlegende Begriffe der Systemtheorie, sowie die Charakterisierung der verschiedenen Modellansätze diskutiert.

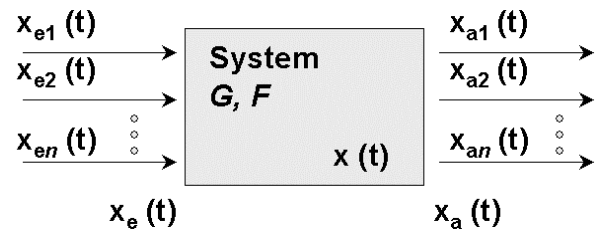


Abb. 2: Der Systembegriff.

Der Systembegriff kann in beliebiger Skalierung angewandt werden. Definitionen und Konventionen gelten sowohl in technischen als auch nicht technischen Fachgebieten.

Ein *System* ist der Teil der objektiven Realität, der gerade betrachtet wird. Es kann sowohl als Baustein, als auch als Konglomerat aus Teilsystemen, also als Gesamtsystem betrachtet werden. Mit der Festlegung, welcher Teil der Realität Betrachtungsgegenstand ist, wird die Skala der Betrachtung festgelegt. Dies ist ausschlaggebend für die Methodik der Analyse.

Der *Prozess* beschreibt Abläufe in der objektiven Realität, also die Veränderungen in einem System welche sich in Zeitverläufen von Zuständen repräsentieren. Ein Prozess beschreibt demnach zeitabhängige Veränderungen oder auch die Systemdynamik.

In einem kontrollierten Fertigungsprozess kann die Systemdynamik aktiv über die Manipulation der Eingangssignale x_e gesteuert sein. Zur Diagnose des Systemverhaltens können über die Beobachtung der Systemveränderungen, d.h. der $x_e - x_a$ Beziehung, Erkenntnisse gewonnen werden. Dazu sind als weitere Beschreibungsgrößen Systemzustände, vereinigt im Zustandsvektor $x(t)$, als Ausdruck der unmittelbaren Vorgeschichte des Systems erforderlich. Sie beschreiben das innere Systemmilieu. Von ihnen hängt die aktuelle Reaktion $x_a(t)$ ab (ausschließlich des Eingangsvektors $x_e(t)$) (Abb. 2).

Allgemeine Operatoren stellen symbolisiert die Zusammenhänge zwischen den Zustandsgrößen dar. Mit dem Übertragungsoperator G

wird der Eingangs - Ausgangs Zusammenhang $x_e - x_a$ und mit dem Entwicklungsoperator F die Veränderung der Zustandsgrößen beschrieben:

$$x_a(t) = G(x_e(t), x(t), t) \quad (1.1)$$

$$x_{neu}(t) = F(x_{alt}(t), x_e(t), t) \quad (1.2)$$

Es ist offensichtlich, daß die Operatoren G und F zeitabhängig sein können. Ein System kann trotz gleicher Eingangs- und Zustandsgrößen zu einem Zeitpunkt $x(t_n)$ verschieden agieren. In der Praxis können sich Alterungerscheinungen, Verschleiß oder unberücksichtigte Einflußgrößen hinter dieser Zeitvarianz der Zustandsgrößen verbergen. Die meisten der in den Geowissenschaften betrachteten Systeme sind hochdimensionale dynamische Systeme. Die Dimension beschreibt die Anzahl der zur Systembeschreibung erforderlichen, und voneinander unabhängig agierenden Zustandsgößen.

2.2 Prozess und Modellbildung

Sinn der Prozessanalyse ist die gezielte Einflussnahme auf ein dem Prozessmodell zugrundeliegendes, reales System. Zielstellung ist es, die spezifische Steuerung bzw. Optimierung eines Prozesses unter Einhaltung bestimmter Kriterien zu ermöglichen. So wird beispielsweise gefordert etwas in kürzerer Zeit, mit geringerem Energie- und Materialeinsatz zu leisten, wobei Belange des Arbeits- und Umweltschutzes sowie sicherheitstechnische Kriterien berücksichtigt bzw. erfüllt werden müssen. Es handelt sich also um ein multivariates Optimierungsproblem.

Über die modellhafte Abbildung der Realität kann die Prozessanalyse auf zwei grundlegende Arten von Eingangsgrößen bezogen werden (s. auch Abb. 3):

- theoretische Zustandsbeschreibungen
- experimentelle Zustandsbeschreibungen

Die theoretische Prozessanalyse setzt Systemkenntnis voraus, zumindest jedoch hypothetische Annahmen. Daraus folgt, daß sie sich für Systeme eignet, bei denen der Ansatz von phy-

sikalischen (Massen, Kräften, Energie, Impuls,...), chemischen (Reaktionsgleichgewichte, Stoffkonzentrationen,...) ökonomischen (Kosten- Nutzen Analysen) und ähnlich strukturierten Bilanzen möglich ist, da diese Systeme aktiv konstruiert und realisiert werden können.

Die experimentelle Prozessanalyse bezieht sich vorrangig auf Beobachtungen, Beschreibungen bzw. Messungen. Sie stützt sich auf Zustandsbeschreibungen der Eingangs- und Ausgangsvariablen auf Grundlage von Messwerten oder Versuchsdaten. Damit erschließt sie einen Weg, das Verhalten und die Mechanismen natürlicher Systeme zu beschreiben, z.B. durch die Modellierung komplexer biologischer, ökologischer oder geologischer Prozesse.

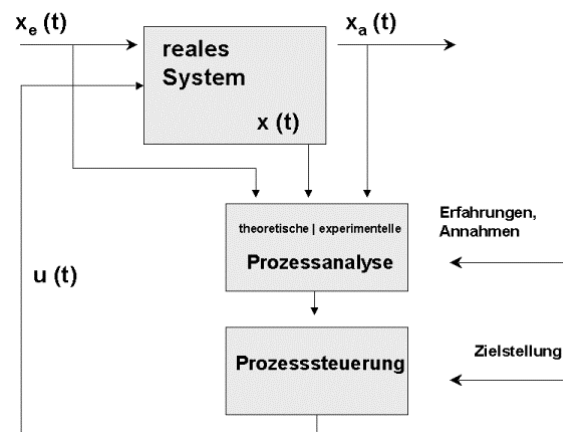


Abb. 3: Prozessanalyse und Prozesssteuerung.

Synonym zu diesen durch die Systemtheorie grundsätzlich unterschiedenen Verfahren finden mehrere Begriffe Verwendung (Tab. 2.1), die sich aus den unterschiedlichen Anwendungsspektren heraus entwickelt haben. Die Begriffe *white box* und *black box* machen den gegensätzlichen Charakter der verschiedenen Verfahren anschaulich:

- **Black box Modelle** werden eingesetzt, wenn über den inneren Systemzustand keine Kenntnisse vorliegen. Es werden lediglich bekannte Eingangsgrößen (Ursache) und Ausgangsgrößen (Wirkung) benötigt um über Gewichtungsfunktionen das dynamische Systemverhalten modellieren zu können. Dabei ist es allerdings notwendig aus *a priori* Kenntnissen heraus Annahmen zu

treffen, die bekanntes Systemverhalten qualitativ beschreiben.

- **White box Modelle** beschreiben das Systemverhalten mittels Differenzial-, Bilanz- oder Zustandsgleichungen. Das setzt die Kenntnis von Beziehungen zwischen den Ein- und Ausgangsgrößen und dem inneren Systemzustand voraus.

Tab. 2.1: Synonyme der Modellbildungsverfahren

White box Modelle	Black box Modelle
Theoretische Prozessanalyse	Experimentelle Prozessanalyse
parametrische Modelle	nichtparametrische Modelle
Strukturmodelle	Verhaltensmodelle
Zustandsmodelle	Ein-Ausgangs-Modelle

Sicherlich repräsentieren *white box* Modelle, die das reale System hinreichend genau abbilden, eine idealisierte Zielstellung jeglicher Modellierung. Bedingung ist jedoch, dass die dem Prozess zugrundeliegenden Wirkungsmechanismen bekannt sind und in Form von Gleichungs- oder Regelsystemen beschrieben werden können. Komplexe Systeme lassen sich in ihren Ursache- Wirkungsbeziehungen jedoch häufig nicht, oder nur sehr stark abstrahiert durch physikalisch/mechanische Gleichungen beschreiben. *Black box* Modelle stellen oft die einzige Möglichkeit dar, ohne detaillierte Vorkenntnisse des Systemverhaltens Prozesse zu modellieren. Bei WERNSTEDT (1989) oder HEUNECKE (1995) werden diese Modellansätze einander gegenübergestellt, wobei auch mittlere Verfahren (*gray box* Verfahren) eingeführt werden (Abb. 4).

2.3 Der Modellbegriff

Informationen, beispielweise als Mess- oder Versuchsdaten gegeben, werden nach unterschiedlichen Gesichtspunkten und verschiedenen Methoden verarbeitet.

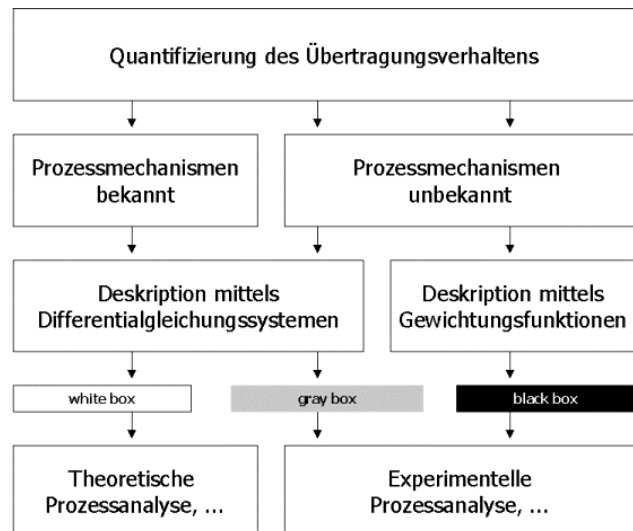


Abb. 4: Methoden der dynamischen Modellierung; nach HEUNECKE (1995).

So kann das Datenangebot komprimiert, Informationen gekoppelt und Zusammenhänge hergestellt werden. Dieser Prozess heißt „Modellbildung“ (BOCKLISCH 1987). Ein Modell ist die zweckgebundene Abbildung einer Geometrie, eines Systems oder eines Prozesses. Die *mathematische* Modellbildung ist durch abstrahierende, mathematische Formulierung der Beziehungen der Modellgrößen gekennzeichnet. Modellbildung ist ein iterativer Prozess, dessen Komponenten in Wechselbeziehungen stehen (Abb. 5).

Von Bedeutung ist dabei nicht nur das eine Modell eines Prozesses, sondern vielmehr jeweilige Modellvorschläge für die Abbildung der Realität in Abhängigkeit der Zielsetzung einer speziellen Problemstellung. Die jeweilige Zielsetzung bestimmt die Art des Modells. Sie beeinflusst die Auswahl der Modellgrößen sowie die Komplexität der zugrundegelegten funktionalen Beziehungen zwischen diesen. Die Modellgrößen können klassifizierend beurteilt werden (TROCH 1996):

1. Zu vernachlässigende Modellgrößen
2. Exogene oder Eingangsgrößen
3. Endogene, Zustands- und Ausgangsgrößen

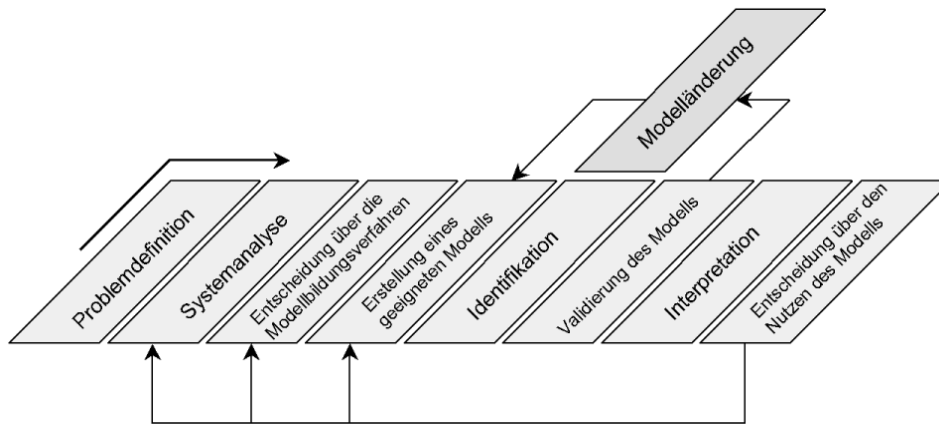


Abb. 5: Der Modellbildungsprozess.

Endogene Modellgrößen (3) sind die eigentlichen Untersuchungsgegenstände des gewählten Modells, exogene Modellgrößen (2) beeinflussen dieses zwar, werden vom Modell selbst jedoch nicht untersucht.

Wie werden nun die Modellgrößen kategorisiert und welcher Modellansatz bietet adäquate Möglichkeiten das reale System problemspezifisch abzubilden? Dazu ist in der *Problembeschreibung* zunächst der Zweck der Modellierung (Simulation, Klassifikation) zu formulieren. Das beinhaltet auch eine Aussage über den noch zulässigen Grad der Abstraktion des Modells in Beziehung zum realen System bzw. Prozess, so dass über die Signifikanz der abgeleiteten Aussagen entschieden werden kann.

Die *Systemanalyse* legt die Ein- und Ausgangs-, sowie ggf. die Zustandsgrößen (Abb. 2) des Systems fest. Zudem werden Aussagen zum Systemverhalten (Rückkopplung, Nichtlinearität, Verzögerung, zugrunde liegende Gesetzmäßigkeiten,...) gemacht.

Die Auswahl des *Modellbildungsverfahrens* erfolgt in Abhängigkeit der verfügbaren Datenbasis sowie dem Grad der Systemkenntnis (vgl. Abschnitte 2.2 und 3).

Die *Validierung* kritisiert die Modellgüte in Bezug auf Plausibilität sowie Güte der Schätzung der Modellparameter.

Die *Interpretation* der Ergebnisse beantwortet die Frage, ob das Modell in der Lage ist der Zielsetzung gerecht zu werden.

3 Modellkonzepte hydrogeologischer Systeme

Die verschiedenen Verfahren der künstlichen neuronalen Netze sind im Prinzip erweiterte stochastische Verfahren, die in ihrer Anwendbarkeit zur Analyse dynamischer hydrologischer Systeme insbesondere in Bezug zum Modellmaßstab beschränkt sind. Um eine Bewertung dieser Verfahren zu ermöglichen sollen zunächst die klassischen Modellkonzepte kurz beschrieben werden, um am Ende des Abschnittes zu einer Eingliederung der KNN in bestehende Verfahren zu gelangen.

Modellkonzepte sind Verfahren, mit denen eine Transformation realer Gegebenheiten in eine modellhafte Abbildung erreicht werden soll. Die Auswahl des jeweiligen Verfahren orientiert sich primär an der Zielsetzung der Modellbildung (vgl. Abschnitt 2.3), und sekundär an den Einschränkungen die sich aus der Komplexität, der verfügbaren Datenbasis und dem Beobachtungsmaßstab des betrachteten Systems ergeben.

Modellkonzepte hydrogeologischer Systeme im Festgestein soll geometrische Abbilder des realen Systems schaffen, die in Bezug zu jeweils geforderten Eigenschaften Äquivalenzen aufweisen. Die dominierende Eigenschaft im Festgestein, in Bezug auf hydrodynamische Prozesse, wird durch das Trennflächengefüge bestimmt. Das ideale hydrogeologische Modellkonzept im Festgestein soll dessen geometrische Struktur als Grundlage eines System- oder Prozessmodells widerspiegeln.

Hydrogeologische Modelle sollen sowohl die komplizierte geometrische Struktur geologischer Systeme als auch die komplexen Prozessabläufe darin abbilden. Es kann entsprechend der Zielsetzung eines Modells sinnvoll sein, dieses dreidimensionale Netzwerk als Einzel- oder Parallelkluftsystem zu betrachten, im folgenden wird jedoch ein Schwerpunkt auf Modellkonzepte gelegt, die zur Abbildung dreidimensionaler Kluftnetzwerke geeignet sind.

Die Anwendbarkeit der verschiedenen Modellkonzepte ist abhängig vom Modellmaßstab. BERKOWITZ (1994) macht hinsichtlich einer Klassifikation der Modellierungsstrategien im Festgestein folgenden Vorschlag:

Mikro-Skala: Modellierung von Einzel- und Parallelkluftsystemen in einer porösen Matrix.

Meso-Skala: Rechnungen in einigen Klüften in einer porösen Matrix. Die Generierung des Kluftnetzwerkes kann durch deterministische oder stochastische Verfahren erfolgen.

Makro-Skala: Das Kluft-Matrix System wird als kombiniertes Mehr-Kontinua System modelliert.

Mega-Skala: Kluft- und Matrix System wird gemeinsam durch ein äquivalentes Ersatzmedium substituiert.

Die ersten beiden Modellmaßstäbe beziehen sich auf kleinräumige Problemstellungen (z.B. die direkte Bohrlochumgebung), während die letzten beiden auf regionale Betrachtungen abheben. Sicherlich ist diese Betrachtung nicht frei von Ausnahmen, die es zweckmäßig erscheinen lassen deterministische Modellbildungsstrategien auch im regionalen Maßstab anzuwenden.

Für das hier vergleichend angewendete Verfahren der Künstlichen Neuronalen Netze, werden in den Abschnitten 5.1 und 8.5 Modellmaßstäbe definiert, die im Bereich der Meso- bis Mega-Skala eingeordnet werden können.

3.1 Generierung von Kluftnetzwerk-Modellen

Zunächst soll die Transformation der geometrischen Eigenschaften des Trennflächensystems in Ersatzmodelle mit gleichen statistischen Eigenschaften erläutert werden.

Das Kluftgrundwassersystem kann näherungsweise als Netzwerk planarer Gefügeelemente angesehen werden, wobei die Kluftpopulationen, aufgrund ihrer Genese, gewissen Gesetzmäßigkeiten unterliegen.

Die im Rahmen der vorliegenden Arbeit betrachteten hydraulischen und mechanischen Vorgänge sind eng miteinander verknüpft und aufgrund von Material- und Speichereigenschaften des Systems nichtlinearer Natur. Eine vollständige algebraische Modellierung derart komplexer Prozesse gelingt nur für stark vereinfachte geometrische Modelle.

Grundsätzlich werden zwei Modellkonzepte zur Abbildung dreidimensionaler geklüfteter hydrologischer Systeme unterschieden (Abb. 6):

- diskrete Kluft-Modelle
- Kontinuum Modelle

In Abhängigkeit vom Modellmaßstab, der räumlichen Variabilität und der Datendichte können diese Modellkonzepte mit deterministischen oder stochastischen Verfahren konstruktiv umgesetzt werden (vgl. Abschnitt 5.1). Daneben existieren Modellkonzepte die auf fraktalen Modellierungsmethoden basieren (ACUNA & YORTSOS 1995) oder {KOSAKOWSKI 1996}. Diese werden im Rahmen dieser Arbeit nicht diskutiert.

Sind die relevanten Systeme oder Prozesse auf das Trennflächensystem beschränkt und ist damit eine explizite Betrachtung der Diskontinuitäten erforderlich, kommen Kluft-Modelle zum Einsatz.

Der Kontinuumsansatz kann abhängig von der Betrachtungsskala umgesetzt werden. Das Kluftsystem wird dabei durch ein homogenes Ersatzmedium substituiert.

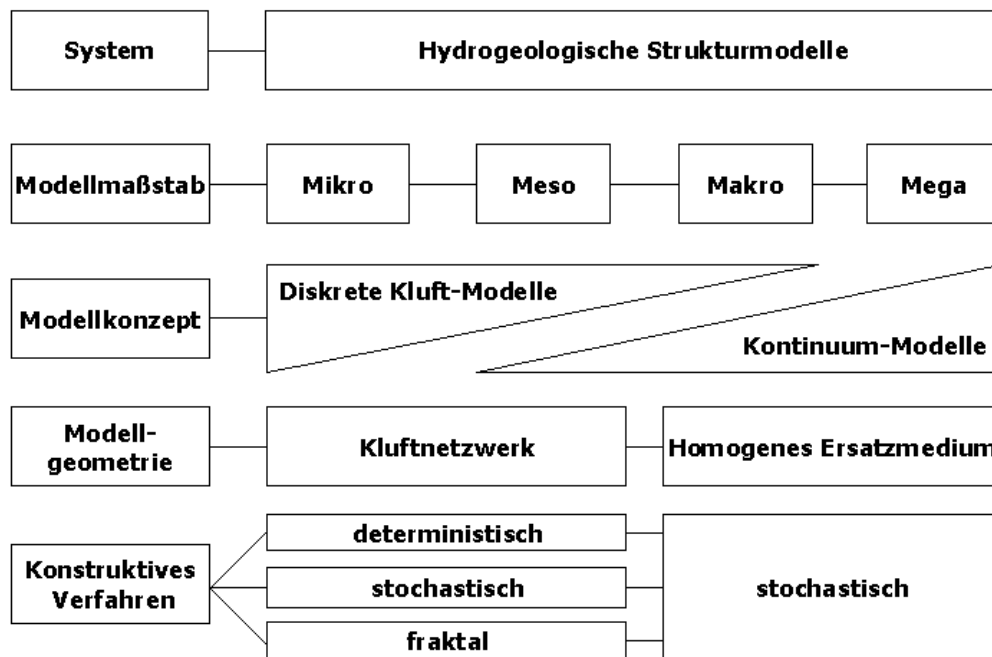


Abb. 6: Klassifikation modellbildender Verfahren in der Hydrogeologie.

Neben der komplexen Kluftnetzwerkgeometrie ist die Topographie der einzelnen Kluftoberflächen zu berücksichtigen, bzw. müssen Aussagen über die Eigenschaften von Kluftfüllungen oder -belägen gemacht werden. Diese ergänzenden Informationen über das strukturelle Inventar liegen i.d.R. nur aus Bohrungsaufnahmen, im Ausnahmefall aus grossflächigen Schürfen vor, so dass Modellgeometrien die auch Oberflächeneigenschaften von Kluftsystemen repräsentieren, stark abstrahiert oder stochastisch generiert werden müssen. Im Hinblick auf die Arbeitshypothese der vorliegenden Arbeit (vgl. Abschnitt 1.2) sei hier unterstrichen, dass statistisch ermittelte Größen als Teil einer algebraischen Modellgleichung herangezogen werden müssen, um reale Systeme adäquat abbilden zu können.

3.2 Spezielle Modellkonzepte gekoppelter Prozesse

Bezieht sich der Modellansatz auf spezielle Austauschvorgänge zwischen dem Trennflächensystem und der Gesteinsmatrix, müssen Kombinationen zwischen Kluft- und Kontinuum-Modellen hergeleitet werden. So ist z.B. für die Untersuchung von Wärmetransportvorgängen die Wechselwirkung zwischen Kluft-

system und Festgestein in einem kombinierten Modellansatz zu realisieren, wobei Speicher- und Transportfunktionen den jeweiligen Medien zugeordnet werden. Diese Koppelung von diskretem Kluftsystem mit einem Kontinuum-Modell wird als *Hybrid-Modell* für geklüftetporöse Medien bezeichnet (KOLDITZ 1997).

Alternativ dazu kann durch die Überlagerung separater Kontinua ein gekoppelter Prozess als *Mehrkontinua-Modell* abgebildet werden. Die unterschiedlichen Leit- und Speichereigenschaften von Trennflächensystemen und Gesteinsmatrix werden als einzelne Kontinuum-Modelle realisiert, die über Austausch-terme miteinander gekoppelt sind.

4 Lösungen von Prozessgleichungen

Weist der abzubildende Prozess ein bekanntes Wirkungsgefüge auf, oder ist eine Abstraktion dieses Gefüges gemäss den Bedingungen der Zielsetzung des Modells zulässig oder sogar erwünscht, können analytische oder numerische Methoden zur Lösung der Gleichungssysteme eingesetzt werden. Die Prinzipien, Bedingungen und Anwendungsschwerpunkte in der Hydrogeologie werden nachfolgend kurz erläutert.

4.1 Analytische Lösungen von Prozessgleichungen

Eine in Bezug auf Orts- und Zeitabhängigkeit explizite, in geschlossener Form darstellbare analytische Lösung einer Strömungsgleichung setzt einfache Randbedingungen und Geometrien sowie eine homogene Verteilung der Systemparameter voraus (KINZELBACH 1992). Eine Zusammenstellung analytischer Modelle für Strömungs- und Transportprozesse in hydrologischen Systemen liefern u.a. KOLDITZ (1994a) und SEGOL (1994). Es können i.d.R. nur lineare Differenzialgleichungen und symmetrische Modellgeometrien behandelt werden, zudem sind die realisierbaren Anfangs- und Randbedingungen beschränkt. Mit Hilfe analytischer Modelle kann jedoch das prinzipielle Prozessverhalten beschrieben werden. Sie liefern eine exakte Lösung linearer Differenzialgleichungen und eignen sich daher als Instrument zur Verifikation numerischer Modelle, weil sie so Hinweise für die notwendige Genauigkeit räumlicher und zeitlicher Diskretisierungen geben können.

4.2 Numerische Lösungen von Prozessgleichungen

Numerische Methoden zur Lösung komplexer Gleichungssystemen sind Näherungen, die auf einer Diskretisierung des räumlichen, im Falle instationärer Systeme auch des zeitlichen Kontinuum basieren. Man verzichtet hierbei auf die kontinuierliche Lösung, die eine Lösung in jedem beliebigen Punkt des Modellkontinuums bestimmen können. Gegenüber den analytisch handhabbaren Problemstellungen erlaubt der Einsatz numerischer Berechnungsmethoden sowohl die Behandlung gekoppelter Prozesse (Strömung -- Transport -- Mechanik), die zu nichtlinearen Differenzialgleichungssystemen führen als auch die Betrachtung komplexer räumlicher Modellgeometrien. Die dabei am häufigsten eingesetzten Verfahren sind das Finite-Differenzen-Verfahren (FD) und das Finite-Elemente-Verfahren (FE). Neben den hier erwähnten numerischen Verfahren zur Lösung partieller Differenzialgleichungssysteme geben z.B. KINZELBACH (1992) oder VREUGDENHIL & KOREN (1993) eine umfassende Ein-

führung in die Verfahrensspezifik der Randintegral-Methode (BEM), Bilanzmethode (CVM), Charakteristiken-Methode oder der Random-Walk-Methode.

Methode der Finiten Differenzen:

Die Methode der finiten Differenzen ist eines der am weitesten verbreiteten Näherungsverfahren, da es intuitiv verständlich und einfach anzuwenden ist. Zudem fordert das Verfahren zur Lösung der Strömungsgleichung einen verhältnismässig geringen Rechenaufwand. Das Differenzenverfahren nähert die Differenziale der Strömungsgleichung durch Differenzenquotienten an. Für jeden Knoten des Gitters wird eine algebraische Gleichung erstellt, in der die Zustände in den Nachbarknoten durch Differenzenquotienten mit berücksichtigt werden. Daraus resultiert ein Gleichungssystem mit unbekannten Knotenwerten, welches meist iterativ gelöst wird. Ein Abbruchkriterium definiert, bis zu welcher Näherungslösung das Iterationsverfahren durchgeführt wird¹. Die räumliche Diskretisierung des Modellareals muss durch ein regelmässiges, orthogonales Gitter erfolgen (Abb. 7), was die Flexibilität der Abbildungsgenauigkeit (irreguläre Geometrien, Singularitäten) einschränkt.

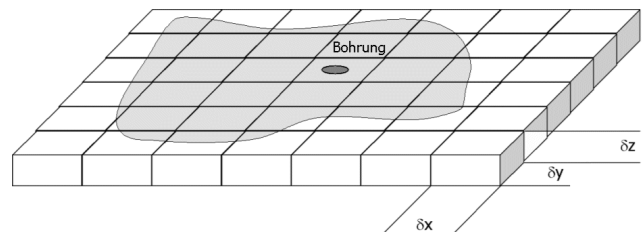


Abb. 7: Prinzip der Diskretisierung mit finiten Differenzen.

Methode der Finiten Elemente:

Die Methode der finiten Elemente beruht auf der Anwendung von Variationsmethoden zur Lösung einer Differenzialgleichung. Der für die Berechnung gewählte Kontinuumsausschnitt wird in einzelne Elemente endlicher Größe unterteilt, die durch eine endliche Anzahl von Punkten (Knotenpunkten) miteinander verknüpft sind. Die grundlegende Annahme des

¹ Als Beispiel eines aktuellen FD basierten Programmsystems zur Simulation von Strömungsprozessen in Porowasserkörpern sei hier MODFLOW (McDonald & Harbough 1988) genannt.

Berechnungsverfahren ist, daß sich die Verschiebungen innerhalb eines Elements mit hinreichender Genauigkeit aus den Verschiebungen der Knotenpunkte des Elementes interpolieren lassen. Dazu werden für jedes Element für die Verschiebungskomponenten u, v, w in Richtung eines orthogonalen Koordinatensystems (x, y, z) Interpolationsfunktionen gewählt:

$$\begin{Bmatrix} u \\ v \\ w \end{Bmatrix} = \{f(u_i), f(v_i), f(w_i)\}^T \quad (4.1)$$

u_i, v_i, w_i sind dabei die Verschiebungskomponenten der Elementknotenpunkte.

Mit Hilfe dieses Interpolationsansatzes ist die Berechnung von Verschiebungen, Spannungen oder Potenzialen in einem Kontinuumsausschnitt auf die Bestimmung der Komponenten der Knotenpunktverschiebungen zurückgeführt (Abb. 8). Aus diesen lassen sich dann mit Hilfe des o.g. Gleichungssystems die Varianzen innerhalb eines Elements und daraus dann Spannungen und Potenziale berechnen. Kernstück des Berechnungsverfahrens ist daher die Bestimmung der unbekannten Knotenverschiebungen der finiten Elemente, in die der untersuchte Berechnungsausschnitt zerlegt wurde.

Auch durch das flexiblere Verfahren der Diskretisierung von Modellgeometrien hat dieses Verfahren in vielen Fragestellungen der Natur- und Ingenieurwissenschaften Anwendung gefunden.

4.3 Vom geometrischen Modellkonzept zum numerischen Modell

Von den in Abschnitt 4.2 skizzierten, algebraischen Prozessgleichungslösungen hat sich in den letzten Jahren die finite Elemente Methode als flexible numerische Modellierungsstruktur zur Basis spezialisierter, praxisnaher Werkzeuge in der Baugeologie und Geotechnik entwickelt. Zudem konzentrieren sich hier auch Forschungsaktivitäten, die der Weiterentwicklung der Methodik und der Erweiterung des

Anwenderspektrums dienen. Daher sollen im folgenden deren grundlegenden Strategien und die konzeptbedingten Probleme als Lösungskonzept für die Berechnung von Prozessen in komplexen Geometrien erläutert werden.

Die Überführung der durch unterschiedliche Modellkonzepte (vgl. Abschnitt 3) entwickelten geometrischen Abbilder des Kluftsystems in ein Berechnungsgitter ist ein notwendiger vorverarbeitender Schritt zur Berechnung von Strömung und Transport in einem Kluftnetzwerk. Diesem Berechnungsgitter werden die relevanten Materialeigenschaften und Randbedingungen zugeordnet. Finite Elemente können unterschiedliche Strukturtypen (lineare, planare oder volumetrische Gefügeelemente) als Berechnungsgitter abbilden. Dieser Vorgang der Diskretisierung wird für Anwendungsbereiche der Baugeologie, Geotechnik und Felsmechanik ausführlich bei WITKE (1984) oder MÜLLER (1992) diskutiert.

4.4 Anwendungsbeispiel der Verfahren

Die Standsicherheitsanalyse unter Berücksichtigung der Wechselwirkungen zwischen Bauwerk und Untergrund ist ein wesentlicher Teil des Sicherheitskonzeptes im Talsperrenbau. Dabei sollen Verfahren eingesetzt werden, die dem jeweiligen Stand der Technik entsprechen. Neben traditionellen Methoden nach der ebenen Elastizitätstheorie (Balkenstatik), werden daher auch Rechenmodelle eingesetzt, die auf der Methode der finiten Elemente basieren.

Für die vorliegende Arbeit begleitende Projekt Leibis/Lichte (Thüringen) sollen nachfolgend Ergebnisse von Potenzialströmungsrechnungen mittels der Finiten Elemente Methode diskutiert und anschließend bewertet werden. Die nachfolgend dargestellten Ergebnisse von FE Berechnungen wurden mit dem Programmsystem MISIS 3, Version REV 10.5 der TDV GmbH, Heinz Pircher und Partner (Graz) in der Erkundungs- und Genieungsphase der Tragwerksplanung (1997) erstellt.

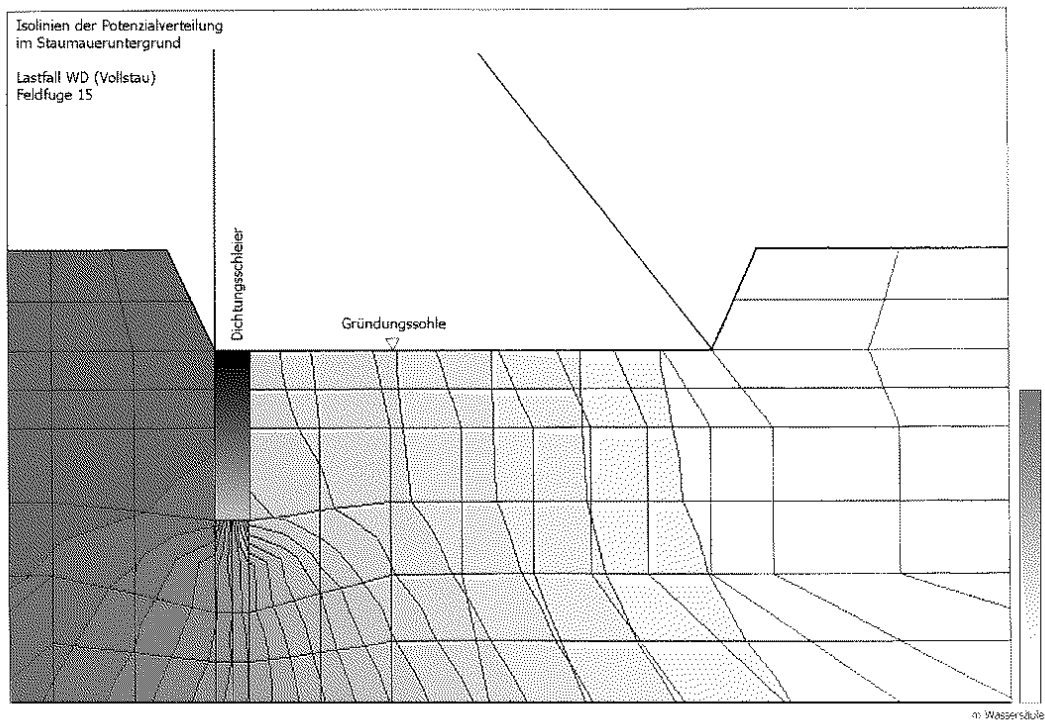


Abb. 8: 2,5D FE Modell der Wasserdruckverteilung im Baugrund nach Vollstau (Feld 15, Dichtungsschleier wirksam), aus: Planungsunterlagen der HPI.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit sollen die Ergebnisse der Sohldruckberechnungen im Gründungsbereich des Absperrbauwerkes dargestellt werden, um eine vergleichende Diskussion mit stochastischen Verfahren der Abbildung hydrologischer Systeme führen zu können (Abschnitt 8.5.2). Neben Potenzialströmungsberechnungen (Strömung, Wärmeleitung) wurden unterschiedliche 2, 2,5 und 3 dimensionale Probleme der Strukturmechanik behandelt. Das eingesetzte Programmsystem stellt Methoden zur Berechnung des linear-elastischen Spannungs- Verformungsverhaltens, zur Bearbeitung des nichtlinearen Materialverhaltens (speziell Felsmechanik) und der dynamischen Belastung (Seismik) bereit.

Infolge des Einstaus werden im Untergrund des Absperrbauwerkes Strömungskräfte aktiviert wobei an der Gründungsfuge, der Schnittstelle zwischen Bauwerk und Fels, Sohlwasserdrücke auftreten. Bei Standsicherheitsbetrachtungen gehen diese Auftriebskräfte neben z.B. der Gewichtskraft des Bauwerkes und der Schubkraft des Wasserdruckes in Berechnungsmodelle ein.

Grundlage der näherungsweisen rechnerischen Erfassung dieser Kräfte sind stationäre

Potenzialströmungstheorien (vgl. Abschnitt 7.6). Die in diese Berechnungen eingehenden Angaben zur Durchlässigkeit des Gebirges wurden anhand von Wasserabpressversuchen (WD Test) ermittelt. Die Verpressmengen wurden in Durchlässigkeitsbeiwerte mit der Dimension einer Geschwindigkeit umgerechnet und dann Homogenbereichen zugeordnet, wobei der Bereich unter 280m üNN als quasi dicht angenommen wurde. Vor der eigentlichen Bearbeitung im FE Modell wurden Ausgangsmesswerte also bereits umfangreichen interpretativen, rechnerischen und statistischen Auswertungen unterzogen.

Die Modellierung der Strömungsverhältnisse wurde an zwei stellvertretenden Bereichen durchgeführt. Ausgewählt wurden die Mauerfelder 15 und 20 (zur Lage der Mauerfelder s. Abbildung 45 in Abschnitt 8.2), welche beide im Bereich der Talsohle liegen und daher dem höchsten Wasserdruck ausgesetzt sind. Für diese Bereiche wurde auch ein Lastfall berechnet, bei dem der Dichtungsschleier als unwirksam angenommen wurde. Die Modellgrenzen für den Untergrund wurden allgemeinen Bestimmungen folgend mit 500m Querschnittslänge und 200m Teufe gewählt, die Modelltiefe

(Scheibendicke) beträgt 10m. Der geplante Injektionsschleier wurde durch entsprechende Elemente und deren Vernetzung berücksichtigt und gemäß der Planungsvorgaben mit 5m Breite angenommen (Abb. 8). Die Elemente- und Knotenzahl der Modelle sind:

	Elemente	Knoten
Feld 15	336	2555
Feld 20	308	2359

Als ein Ergebnis der durchgeführten Potenzialströmungsberechnungen mittels der 2,5 FEM Analyse wurde errechnet, dass der Dichtungsschleier einen Abbau der Sohlwasserdrücke im Bereich des Feldes 20 von 48 - 50% und im Bereich des Feldes 15 von ca. 28% bewirkt. Daneben wurde der Einfluss des Injektionschirmes auf das mechanische Verhalten im System Bauwerk/Bauwerksuntergrund in diversen Modellrechnungen untersucht.

Eine Integration der geometrischen Ausprägung des Trennflächengefüges, als Parameter richtungsabhängiger Durchlässigkeiten, kann mit den gezeigten Modellen nicht geschehen.

5 Stochastische Methoden der Systemanalyse

Ausgehend vom Einsatzfeld in der Rohstoffvorratsberechnung in den 50er Jahren haben sich verschiedene Anwendungsgebiete statistischer Verfahren in den Geowissenschaften entwickelt, die neben einer statischen, räumlichen Variabilität auch eine zeitliche Dynamik aufweisen (GUTJAHR ET AL. 1994). Für die Entwicklung eines alternativen statistischen Konzeptes von Bedeutung ist eine generelle Charakterisierung und damit verbunden eine Abgrenzung algebraischer bzw. stochastischer Verfahren zur Beschreibung determinierter oder nicht-determinierter Vorgänge. Boden und Fels weisen Eigenschaften auf, die zum einen oft nur unvollständig bestimmt werden können und zum anderen nur bedingt steuerbar sind. Im Gegensatz zu anderen Ingenieur- oder Materialwissenschaften muss sich der Ingenieur in der Baugeologie/Geotechnik mit Stoffen auseinandersetzen, deren Verhalten nicht so gut bekannt

und berechenbar ist wie z.B. das von Beton oder Stahl.

Die Berechnung numerischer Modelle der Hydrodynamik oder der Geomechanik ist ohne die realitätsnahe Regionalisierung der räumlich variierenden Kenngrößen nicht möglich (vgl. Abschnitt 4). In der Praxis legt der Ingenieur Bereiche fest (sog. Homogenbereiche), für die gleiche Eigenschaften, auf Grundlage einiger weniger Messungen, angenommen werden. Die Stochastik kann hier erprobte und praktikable Methoden anbieten, die eine Regionalisierung von Parametern nachvollziehbar machen. Zudem können auch Aussagen abgeleitet werden, die zu einer Beurteilung der Sinnfälligkeit des Einsatzes der unterschiedlichen modellbildenden Verfahren führen. Die *Stochastik* fasst Ergebnisse statistischer Auswertungen und der Wahrscheinlichkeitsrechnung begrifflich zusammen. Der Begriff *Geostatistik* ist hier bislang vermieden worden, da dieser oft in direktem Zusammenhang spezieller Methoden angewendet wird, die den Verfahren der Kriging Familie zugerechnet werden.

Um von punktuell gemessenen oder beobachteten Werten auf Bereiche zu schließen, die sich einer direkten Messung entziehen, wendet man Interpolationsverfahren an. Liegt diesen Verfahren ein statistisches Modell zugrunde (z.B. in Form eines Variogrammes) spricht man von einem statistischen Interpolationsverfahren. Allen Interpolationen ist zunächst gemein, dass sie von der Annahme ausgehen, dass Werte eng beieinanderliegender Messpunkte eine größere Ähnlichkeit aufweisen, als die weit voneinander entfernter Messpunkte. Dies ist natürlich noch kein Modellkonzept im Sinne eines statistischen Modells. Methoden, die auf Triangulation, Inverser Distanz oder der Radialen Basisfunktion basieren, sind Vertreter nicht-statistischer Interpolationsverfahren. Die quantitative Erfassung der räumlichen Variabilität von Mess- oder Kenngrößen und deren mathematische Beschreibung (Strukturanalyse) dient der Erstellung eines Modells ortsabhängiger Variablen. Dieses Modell räumlich-zeitlicher Variablen kann mit Hilfe von Verfahren aus der Familie der *Kriging-Schätzer*, *stochastischer Simulationsmethoden* (GOMEZ-HERNANDEZ & SRIVASTAVA 1990) oder eben auch *neuronaler Netze* entwickelt werden. Damit wird klar, dass

Anwendungen statistischer Verfahren in der Geologie zum einen als vorverarbeitender Schritt zur Bereitstellung wesentlicher Parameter in numerischen Strömungs- oder Transportmodellen (z.B. Transmissivität, Durchlässigkeitsbeiwert,...) die Effizienz dieser Verfahren mitbestimmen, und zum anderen eigenständige Werkzeuge der Modellbildung im Geosystem auf der Basis von Gewichtungsfunktionen darstellen.

5.1 Geostatistische Methoden in der Ingenieur- und Hydrogeologie

Die Geostatistik liefert nicht nur statistische Interpretationen geowissenschaftlicher Kenngrößen. Vielmehr werden einige grundlegende Annahmen aus der Wahrscheinlichkeitsrechnung auf die räumliche Korrelation von Variablen angewendet, die eindeutig räumlich determiniert sind, also Koordinaten besitzen. Dies trifft auf nahezu alle bestimmbar mess- oder Kenngrößen in den Geowissenschaften zu.

Eine Gruppierung dieser Variablen in Bezug zu Problemstellungen in der Baugeologie/Geotechnik lässt sich wie folgt formulieren (Abb. 9):

Zustandsvariable:

Primäre (nicht abgeleitete) Eigenschaften von Boden und Fels. Zustandsvariable von Fels sind z.B. physikalische Eigenschaften des Gesteins und Kluftdichte. Sie lassen sich sowohl in situ als auch im Labor bestimmen.

Abgeleitete Variable:

Funktionen der Zustandsvariablen, z.B. Scherfestigkeit, Reibungswinkel, Durchlässigkeitsbeiwert. Sie sind oft Grundlage geotechnischer Berechnungs- und Bemessungsverfahren. Stoffgesetze können einen Zusammenhang zwischen Zustandsvariablen und abgeleiteten Variablen herleiten.

Geometrische Variable:

Lage von Trennflächen, Schichtmächtigkeiten.

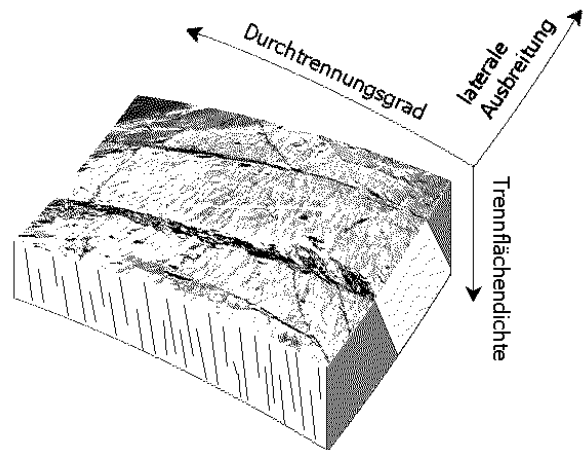


Abb. 9: Beispiel ortsabhängiger Variablen in der Felsmechanik.

Nachfolgend sollen elementare statistische Größen, die in der weiteren Argumentationskette relevant werden, erläutert werden.

Ortsabhängige Variable:

Ergebnisse direkter Messungen im Feld, oder auch Laborergebnisse von Proben unterschiedlicher Lokationen weichen im allgemeinen voneinander ab. Die Boden- und Felseigenschaften streuen und sind demzufolge stochastische Variable. Deren Werte können zwar grundsätzlich an jedem Ort des Untersuchungsgebietes gemessen werden, in der Praxis jedoch werden in den Erkundungs- und Bauphasen baugeologisch-geotechnischer Großprojekte (Talsperren, Tunnel- und Kavernenbauwerke) im Verhältnis zum beeinflussten und beeinflussenden Gesamtsystem nur einige wenige Werte bestimmt. Diese stellen somit eine Stichprobe des Untersuchungsgebietes dar. Deren wichtigste statistische Merkmale sind:

n	Anzahl der Daten oder Stichprobenumfang
m	Mittelwert
σ^2	Varianz
σ	Standardabweichung
$V = \sigma/m$	Variationskoeffizient

wobei die Varianz und die Standardabweichung Maße für die Abweichung der Einzelwerte vom Mittelwert sind. Der optimale Schätzwert für die Varianz σ^2 ist:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum (z_i - m_z)^2 \quad (5.1)$$

Häufigkeiten und Klassen:

Nicht determinierte Vorgänge zeichnen sich u.a. dadurch aus, dass Merkmalswerte sowohl mit unterschiedlicher Variabilität als auch unterschiedlicher Häufigkeit auftreten.

Die Methoden der Häufigkeitsverteilung und Klassenbildung folgt dem statistischen Prinzip von einer mit Zufälligkeiten behafteten Stichprobe auf allgemeingültige Merkmale der zugehörigen Gesamtpopulation zu schließen, und somit Grundstrukturen des untersuchten Systems zu detektieren.

Tab. 5.1: Empirische Formeln zur Ermittlung von Klassenzahlen K .

Quelle	
STURGES, 1926	$K = 1 + 3,32 \lg n$
STRAUCH, 1956	$K = (1 + \lg n) / \lg^2$
PANOWSKY & BRIER, 1958	$K = 5 * \lg n$

Messwerte geowissenschaftlicher Felduntersuchungen zeigen oft empirische Verteilungsmuster beliebiger Form, die nicht intuitiv Hinweise auf einen zugrundeliegenden Prozess liefern. Die Verallgemeinerung der Verteilungsmuster durch das Zusammenfassen mehrerer ähnlicher Merkmale in Klassen kann zufällige Werte unterdrücken, und sozusagen als Rauschfilter der Eingangssignale wirken. Das Verfahren kann in folgende Ablaufschritte untergliedert werden (SCHÖNWIESE 2000):

- Empirische Schätzung der Klassenzahl K in Ableitung des Stichprobenumfangs n .
- Eventuell Wahl einer kleineren Klassenzahl mit geringerer Differenzierung im Falle von Nichtbelegungen von Klassen.
- Im Fall linearer Verteilungen Einteilung gleich großer Klassen.
- Bestimmung der Intervallgrenzen nach dem Minimum und Maximum der zugrundeliegenden Datenwerte.

Die Schätzung der Klassenzahl K muss i.d.R. über empirisch ermittelte Zuweisungsvorschriften erfolgen (Tab. 5.1).

Das Verfahren der Klassenbildung findet in modifizierter Form als vorverarbeitende Normierung der Eingangssignale in der Systemanalyse mit neuronalen Netzen Verwendung (vgl. Abschnitt 8).

Das experimentelle Variogramm:

Aus einer im allgemeinen begrenzten Anzahl von Mess- und Versuchsdaten, mit deren Hilfe Eigenschaften und Kenngrößen abgeleitet werden, soll ein Modell der räumlichen Ausbildung und zeitlichen Entwicklung eines Systems oder eines Prozesses entwickelt werden. Die Kenntnis der räumlichen Variationsstruktur ortsabhängiger Variablen, die mittels der Variographie untersucht werden, ist Grundlage vieler geostatistischer Verfahren der räumlich-zeitlichen Modellierung. Diese Variationsstrukturen, und damit auch die Art und Weise der anzuwendenden modellbildenden Methoden, werden durch das Verhältnis der Größenmaßstäbe des Untersuchungsraumes, der Probenstützung und der räumlichen Heterogenität bestimmt (TEUTSCH 1992). Diese drei Kriterien seien zunächst kurz erläutert:

Verhältnis der Größenmaßstäbe:

In Anlehnung an DAGAN (1986) werden im Anwendungsfall des Talsperrenprojektes Leibis/Lichte drei maßstabsabhängige Datenquellen unterschieden (vergl. Abschnitt 8.5): Der Bohrlochmaßstab (bis wenige 1er m), der lokale Maßstab der Mauerfelder und der klassischen Modellrechnungen (bis wenige 10er m) und ein weiträumiger Maßstab der Bauwerksgründung (bis wenige 100er m).

Probenstützung:

Gerade in der Hydrogeologie werden die verschiedenen Versuchs- und Messwerte im Kontext ihrer variierenden räumlichen Bezüge beurteilt. Die Messung von Pegelständen in Kluftwasserkontrollbohrungen werden z.B. als punktförmige Datenquellen betrachtet, die Ergebnisse von WD-Versuchen können sowohl als Punkt- als auch als Linienquelle bewertet werden, Angaben über Oberflächenabfluss,

oder Niederschlagsmessungen weisen eine flächenhafte Stützung auf.

Räumliche Heterogenität:

Der räumliche Maßstab von Heterogenitäten im geologischen Untergrund wird mit Verfahren der geostatistischen Strukturanalyse abgeschätzt. So können Verpressmengen von Injektionsversuchen teufenabhängig wie auch lateral großen Schwankungen unterliegen, Orientierung und Ausprägung von Gefügeelementen dabei jedoch häufig eine geringe räumliche Variabilität zeigen.

Das experimentelle Variogramm dient der Beschreibung der räumlichen Variabilität einer Messgröße. Entscheidend ist, dass es im eigentlichen Schätzvorgang (z.B. Interpolation mit Kriging Verfahren) zur Bestimmung der Schätzwerte verwendet werden kann. Es wird durch die Funktion

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{n(h)} [z(x_i + h) - z(x_i)]^2 \quad (5.2)$$

und ihre grafische Darstellung beschrieben.

Darin ist:

n	Anzahl der Wertepaare
$z(x_i)$	Wert der Variablen am Ort x_i
h	Abstand zwischen den Wertepaaren
$z(x_i + h)$	Wert am Ort $x_i + h$

Kriging Verfahren:

Wenn statistische Methoden mit dem Anwendungsgebiet Geowissenschaften diskutiert werden ist es wohl unumgänglich die Familie der Kriging Verfahren in diese Diskussion mit einzubeziehen. Diese von MATHERON (1965) entwickelten und nach dem südafrikanischen Bergingenieur D. Krige benannten Methoden räumlicher Schätzung setzen sich aus einer Vielzahl spezialisierter Verfahren zusammen, die generell auf der Bildung gewichteter Mittelwerte von Variablenwerten basieren. In die Gewichtung dieser Mittelwerte geht neben der Distanzgewichtung der dem Datensatz inhere Schwankungsbereich, die Verlässlichkeit

der Messung und ein Anisotropiefaktor mit ein. Diese Gewichtungsfaktoren sind keine direkten Funktionen der Datenlokationen, sie werden über die Variographie ermittelt und gehen als Graphenneigung (Schwankungsbereich), Nugget Effekt (Verlässlichkeit) und Anisotropie der Variogramm Funktion in den Kriging Algorithmus ein. Die dreidimensionale Schätzung von hydrogeologischen oder geotechnischen Mess- und Versuchsdaten kann durch die Gruppe der Punkt-Schätzverfahren bearbeitet werden. Das sogenannte *Blockkriging* wird vornehmlich zur Schätzung von Lagerstättenkapazitäten verwendet.

Da auf ein Verfahren aus der Familie der Kriging Schätzer nachfolgend noch einmal vergleichend zurückgegriffen wird (Abschnitt 5.4.1), werden die elementaren Verfahrensschritte des dort verwendeten Verfahrens (Ordinary Kriging) kurz erläutert:

Der Kriging Schätzer \hat{z}_0 stellt eine mögliche Linearkombination gewichteter Variablenwerte z_i aus n benachbarten Lokationen von Messpunkten x_i dar.

$$\hat{z}_0 = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (5.3)$$

Die Gewichtungsfaktoren λ_i sollen dabei Werte annehmen, so dass folgende Kriterien erfüllt werden:

- Die Summe aller Wichtungsfaktoren ist 1,
- am Ort eines wahren Messwertes z_0 , soll die Differenz zwischen z_0 und einem Schätzwert \hat{z}_0 0 betragen (Erwartungstreue) und
- der mittlere quadratische Fehler, also die Schätzvarianz σ^2 , nimmt ein Minimum an.

Formal gilt:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, \text{ und} \quad (5.4)$$

$$|\hat{z}_0 - z_0| = 0, \text{ und} \quad (5.5)$$

$$(\hat{z}_0 - z_0)^2 = \sigma^2 = \min(\lambda_i) \quad (5.6)$$

Die Schätzvarianz, oder in diesem Zusammenhang besser *Fehlervarianz*, des Gewichtungsfaktors liefert das Variogramm:

$$\sigma^2 = 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) \quad (5.7)$$

Über eine Extremwertberechnung (Nullsetzen der partiellen Ableitung) kann das Minimum der Fehlervarianz ermittelt werden. Um das notwendige Kriterium der Gleichung 5.4 zu erfüllen, wird zuvor ein Lagrange-Multiplikator μ eingeführt. Daraus resultiert das lineare Kriggleichungssystem mit $n+1$ Gleichungen:

$$\gamma(x_i - x_0) = \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(x_i - x_j) + \mu, \quad \text{mit } i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (5.8)$$

und

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad (5.9)$$

Aufbauend auf diesem ursprünglichen Kriging Verfahren wurden eine Vielzahl erweiterter, fachspezifischer Methoden entwickelt bis hin zu Ansätzen räumlich-zeitlicher Schätzungen mittels geschachtelter Variogrammfunktionen. Eine Einführung in die Methodik und zahlreiche Verweise auf weiterführende Literatur gibt z.B. SCHAFMEISTER (1999).

5.2 Das Schätzen

Statistische Schätzverfahren sollen aus bekannter Information auf unbekannte Information schließen lassen. In der statistischen Nomenklatur heisst das, aus Stichproben eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion bzw. eine Verteilungsfunktion von Werten der Gesamtpopulation, oder auch Aussagen zukünftiger Stichproben abzuleiten. Dieses wiederum wird ermöglicht, indem ein Zusammenhang zwischen Häufigkeitsverteilung und Ereigniswahrscheinlichkeit hergestellt wird. Kumulative Häufigkeiten sollen hier nicht diskutiert werden, da zunächst im Kontext der neuronalen Netze der Begriff der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion eingeführt werden soll. Deren

Stammfunktion, die Verteilungsfunktion, wird z.B. bei (SCHÖNWIESE 2000) beschrieben.

Der Wahrscheinlichkeitsbegriff geht vom Begriff der Häufigkeitsverteilung und deren Verallgemeinerung aus. Ausgehend von einer klassenbezogenen, diskreten Häufigkeitsverteilung (vgl. Abschnitt 5.2) kann eine stetige Häufigkeitsfunktion abgeleitet werden. In Abbildung 10 ist dies zur Veranschaulichung der Grundlagen zunächst empirisch geschehen (schwarze Linie), der entscheidende Schritt, der von hier aus zum Wahrscheinlichkeitsbegriff führt ist die Normierung der Häufigkeitsfunktion, so dass gilt:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(a) da = 1 \quad (5.10)$$

Dabei heißt $f(a)$ die jetzt normierte Häufigkeitsfunktion {\it Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion}. Das Argument a gibt stetig die Merkmalskoordinate an und wird aus den Klassenmitten der Häufigkeitsfunktion abgeschätzt².

Eine Aussage, mit welcher Wahrscheinlichkeit (p , *probability*) Merkmalswerte in einem bestimmten Merkmalsintervall (a, β) auftreten, kann durch die Integration aus der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion abgeleitet werden (Abb. 11).

$$p(E|_a^\beta) = \int_a^\beta f(a) da \quad (5.11)$$

Letztlich bedeutet dies, dass eine statistische Ereigniswahrscheinlichkeit an einem bestimmten Ort bzw. einer bestimmten Zeit aus der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion abgeleitet werden kann.

Auf die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion wird als Baustein der *Selbstorganisierenden Merkmalskarten (SOM)* in Abschnitt 6.4.2 zurückgegriffen.

² Die Abbildungen 10 und 11 sind als Snapshots dem Evaluationsprogramm *GeoNeuroTool* entnommen, wo diese Verfahren der vorverarbeitenden Datenaufbereitung dienen.

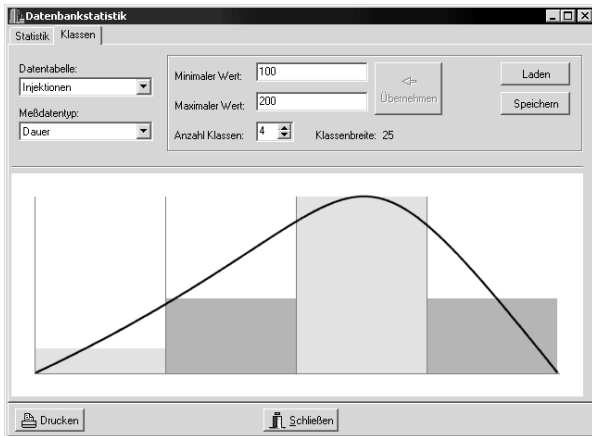


Abb. 10: Klassenorientierte Häufigkeitsverteilung der Versuchsdauer von Feststoffinjektionen.

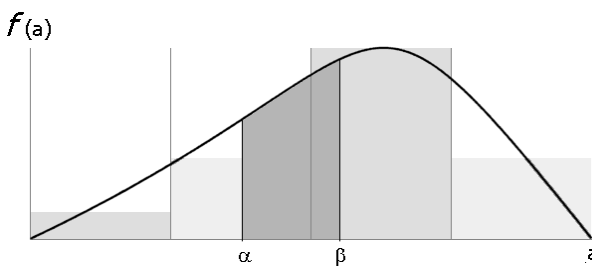


Abb. 11: Definition der Ereigniswahrscheinlichkeit über die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion.

5.3 Clusteranalyse

Ein wesentliches Arbeitsprinzip der Statistik ist die Unterteilung von Datenbasen in Klassen. Ein Klassenbildungsverfahren auf der Basis empirischer Algorithmen wurde bereits in Abschnitt 5.2 beschrieben. Ein weiteres Verfahren klassifiziert Daten hinsichtlich ihrer Homogenität, bzw. Inhomogenität gegenüber Störsignalen in Bezug zur gesamten Datenbasis, wobei vorab eine Entscheidung über die Auswahl der Störer als auch der Klassendimension getroffen werden muss. Bei dieser sogenannten Varianzanalyse ist also *a priori* Wissen der Datenstrukturen Voraussetzung für den Einsatz der Methodik. Insbesondere bei großen Datenmengen, oder aber auch bei komplexen Datenstrukturen, ist eine vorausgehende Identifikation von Datengruppen, oder sich beeinflussender Strukturen nicht möglich.

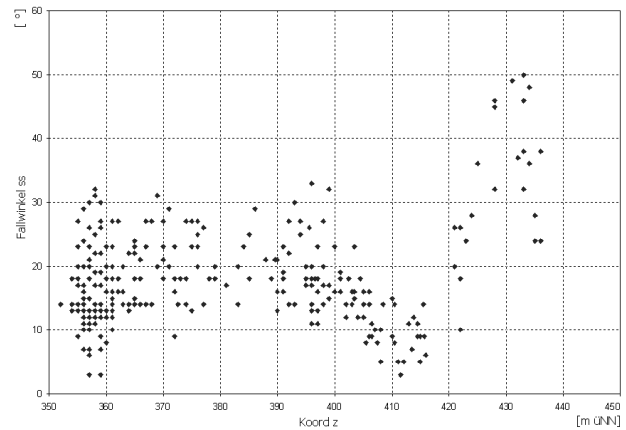


Abb. 12: Streudiagramm der Beziehung zwischen Geländehöhe und Fallwinkel der Schichtung.

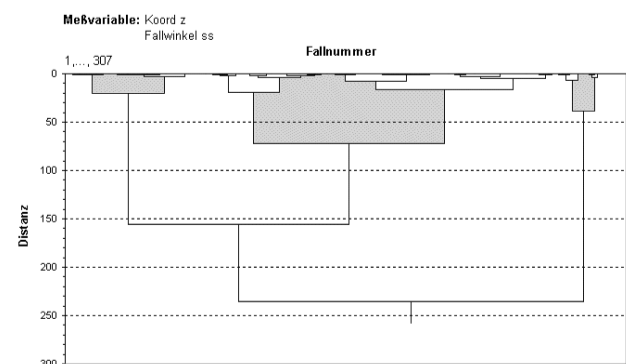


Abb. 13: Clusterdiagramm der Relationen zwischen Geländehöhe und Schichtfallwinkel.

Die Clusteranalyse bietet hier ein Verfahren, dass nach Ähnlichkeitsaspekten Daten in Gruppen (Cluster) unterteilt. Eine Interpretation der so getroffenen Klassifizierung ist dann im Nachgang erforderlich. Das Verfahren ist auf beliebig dimensionale Datenstrukturen, oder Eingangsgrößen anwendbar, veranschaulichen lässt sich das Arbeitsprinzip jedoch am einfachsten für den zweidimensionalen Fall (Abb. 12).

In einem zweidimensionalen Merkmalsraum können Daten als Funktionen von x_1 und x_2 aufgetragen werden. Als Maß der Ähnlichkeit der Daten kann hier z.B. ein Abstand der Daten zueinander verwendet werden. Daten werden als ähnlich klassifiziert, wenn das Distanzmaß D ein Minimum annimmt. Die sogenannte hierarchische Clusteranalyse ordnet Daten proportional ihres ansteigenden Distanzmaßes zueinander unterschiedlichen Clustern zu, wobei deren Anzahl zunächst beliebig gewählt werden kann.

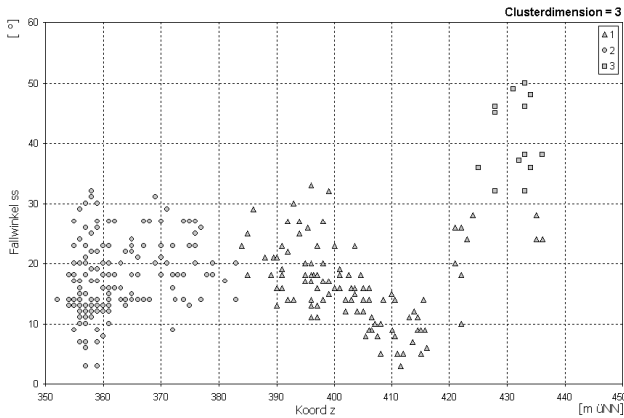


Abb. 14: Ergebnis der Clusteranalyse für zweidimensionale Datenstrukturen.

Abschließend muss beurteilt werden, welche Clusterdimension das betrachtete reale System adäquat widerspiegelt.

Wie in Abschnitt 5 bereits erwähnt wurde, ist es oft Aufgabe eines Baugeologen Homogenbereiche für algebraische Standsicherheitsanalysen zu identifizieren. Clusteranalysen (wie auch Regressions- und Korrelationsanalysen) können die Identifikation von Bereichen ähnlicher Parameterwerte unterstützen, oftmals ist jedoch die Dichte der erfassten Messwerte nicht ausreichend bzw. die Aufbereitung der Daten nicht mit der erforderlichen Methodik erfolgt, bzw. bilden die Daten die Komplexität der zugrundeliegenden Prozessstruktur nicht ab. Dann müssen das „Expertenwissen“ oder besser die Erfahrungswerte, als Entscheidungsgrundlage dienen. Das hier gewählte Beispiel soll den sinnvollen Einsatz des Verfahrens zeigen³.

Aus den unterschiedlichen Verfahren der Agglomeration der Daten zu Clustern wurde für die in Abb. 13ff. gezeigten Beispielanwendungen aus der Evaluationsdatengrundlage des Talsperrenprojektes Leibis/Lichte das Verfahren nach WARD (1965) gewählt. Nach dieser Methode ist die Distanz zweier Gruppen proportional zur Änderung der Quadratsumme der Distanzen innerhalb der Gruppen, die sich bei ihrem Zusammenschluß ergeben würde.

³ Die im folgenden dargestellten Ergebnisse statistischer Berechnungen wurden mit dem Statistik ad-on für Microsoft® Excel WINSTAT® von Robert K. Fitch gerechnet. Dabei wurden diejenigen Verfahren eingesetzt, die nachfolgend beschrieben werden.

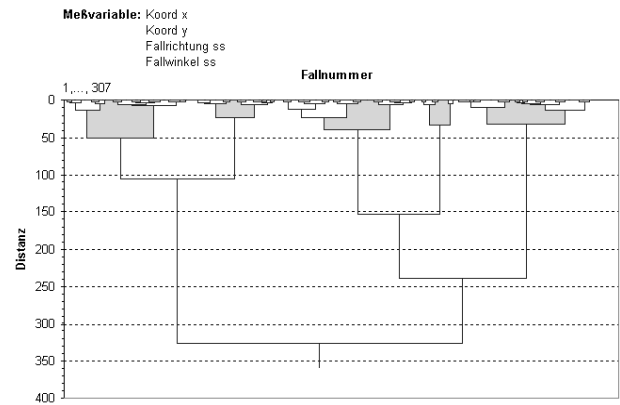


Abb. 15: Clusterdiagramm höherdimensionaler Datenstrukturen.

Die Messwertaufnahme der Vorerkundungen beinhalteten die Erfassung von Gefügemesswerten im Bereich eines 1996 angelegten Großschurfes, der die westlichen Talflanke zu ca. 3/4 der geplanten Aufstandsfläche des Absperrbauwerkes aufschloss. Diese Werte wurden 2001/2002 im Rahmen der kompletten Felsfreilegung um benachbarte Bereiche ergänzt, so dass die westliche Talflanke flächendeckend erfasst ist. Ein ortsabhängiger Messwert kann z.B. als Funktion der Geländehöhe dargestellt werden. Ziel des Modells ist hier die Identifikation von Hangbereichen mit signifikant unterschiedlichem Schichteinfallen. Das Clusterdiagramm (Abb. 13) trägt die Distanzmasse gegen das Vernetzungsgeflecht aller Wertepaare auf. Aus diesem Diagramm kann die Clusterdimension geschätzt werden; hier wurden 3 Cluster ausgewählt.

Die grafische Auswertung (Abb. 14) spiegelt wider, was aus der Betrachtung von Abbildung 12 bereits offensichtlich schien: Es wurden diejenigen Wertepaare als einander zugehörig identifiziert, welche im Streudiagramm Häufungsbereiche darstellten.

Höherdimensionale Clusteranalysen (begrifflich ungleich der *Clusterdimension*) beziehen mehrere Messdatengruppen in das Klassenbildungsverfahren ein. Hier liegt auch der eigentliche Anwendungsschwerpunkt, komplexe Datenstrukturen automatisiert zu klassifizieren. Abbildung 15 zeigt die Clusterverbindungen eines vierdimensionalen Eingaberaumes, wobei die Ortslage der Messpunkte und die dort gemessenen Gefügegeometrien abgebildet sind. Die grau hervorgehobenen Cluster 1 bis 5 sind

den Messpunkten als Attribut zugeordnet worden und in Abbildung 16 und 17 auf einen Plan der Baufelder des westlichen Talhanges als Punktwertekarte bzw. Grauwertekarte projiziert.

Die Ergebnisse geben Ähnlichkeitsbeziehungen im Datensatz wider, die jetzt einer Bewertung durch den Experten unterzogen werden können.

Was die Clusteranalyse zunächst nicht leistet ist eine bewertete Klassenzuweisung, die bereits entschieden, welche Klassenzugehörigkeit im jeweiligen Bewertungskontext als „gut“ bzw. „nicht gut“ klassifiziert wird oder gradielle Abstufungen dieser Extremklassen anbietet. Im oben genannten Beispiel ist es möglich und sinnvoll den Klassen Mittelwerte zuzuordnen, die hier die mittlere Fallrichtung und -winkel

der Schichtflächen angeben (Abb. 18, vergl. mit Abb. 16 und 17).

Die Clusteranalyse kann in vielen Anwendungsgebieten der Felsmechanik oder der Hydrologie einfach nachvollziehbare und auch reproduzierbare Ergebnisse liefern. Gerade zur Identifikation von Homogenbereichen als vorverarbeitende Methode numerischer Lösungsverfahren von Prozessgleichungen (zB. FE Methoden, vergl. Abschnitt 4) bieten sich Clusteranalysen an, und wurden in baubegleitenden Planungsarbeiten durch den Autor der vorliegenden Arbeit auch bereits unterstützend eingesetzt.

Die in den Abbildungen 16 bis 18 gezeigten Anwendungsbeispiele werden in Abschnitt 8.4 nochmals aufgegriffen und mit Verfahren der neuronalen Netze nachgeführt (vgl. Abb. 57).

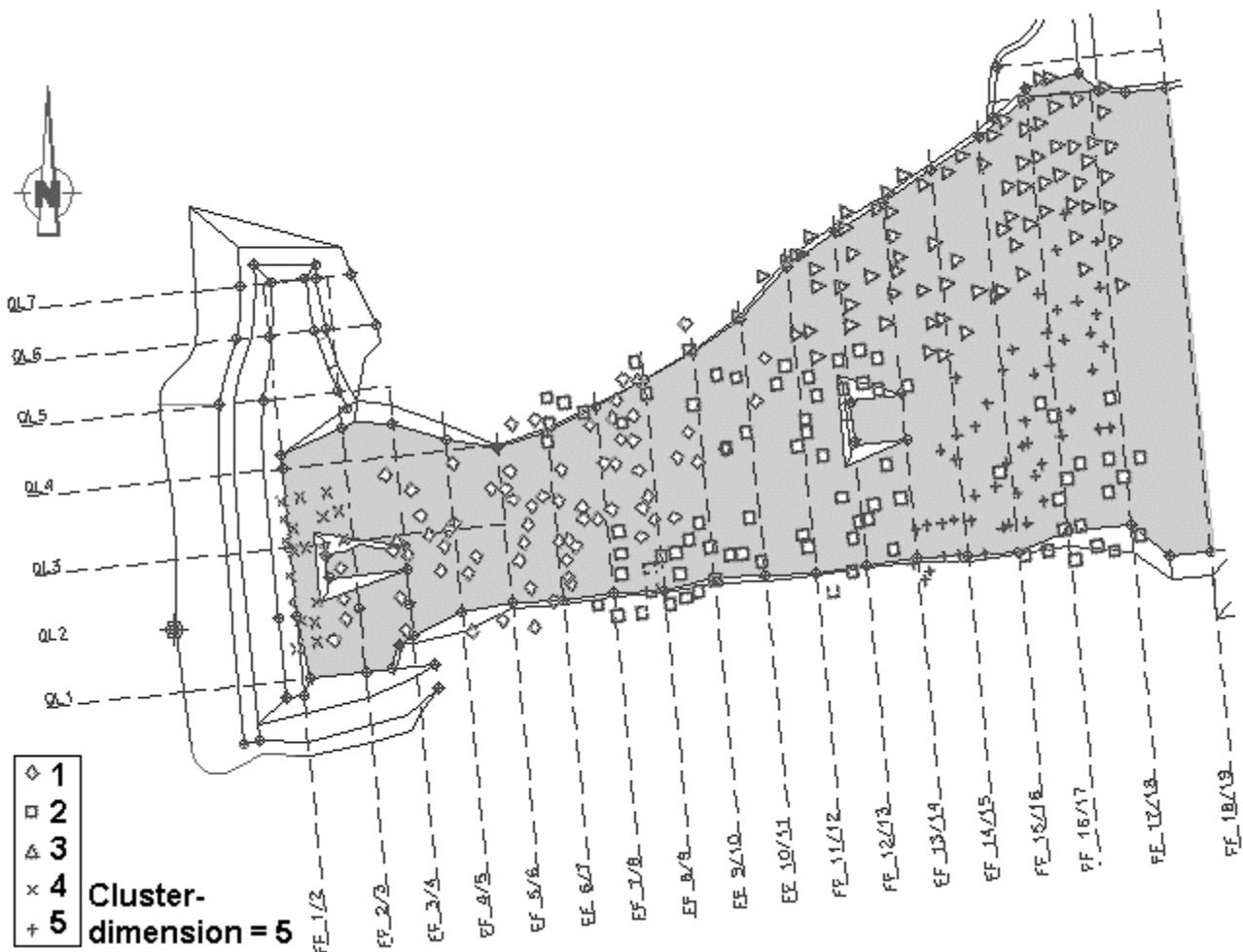


Abb. 16: Ergebnis der 4 D Clusteranalyse in 2 D Kartendarstellung (Punktwerte).

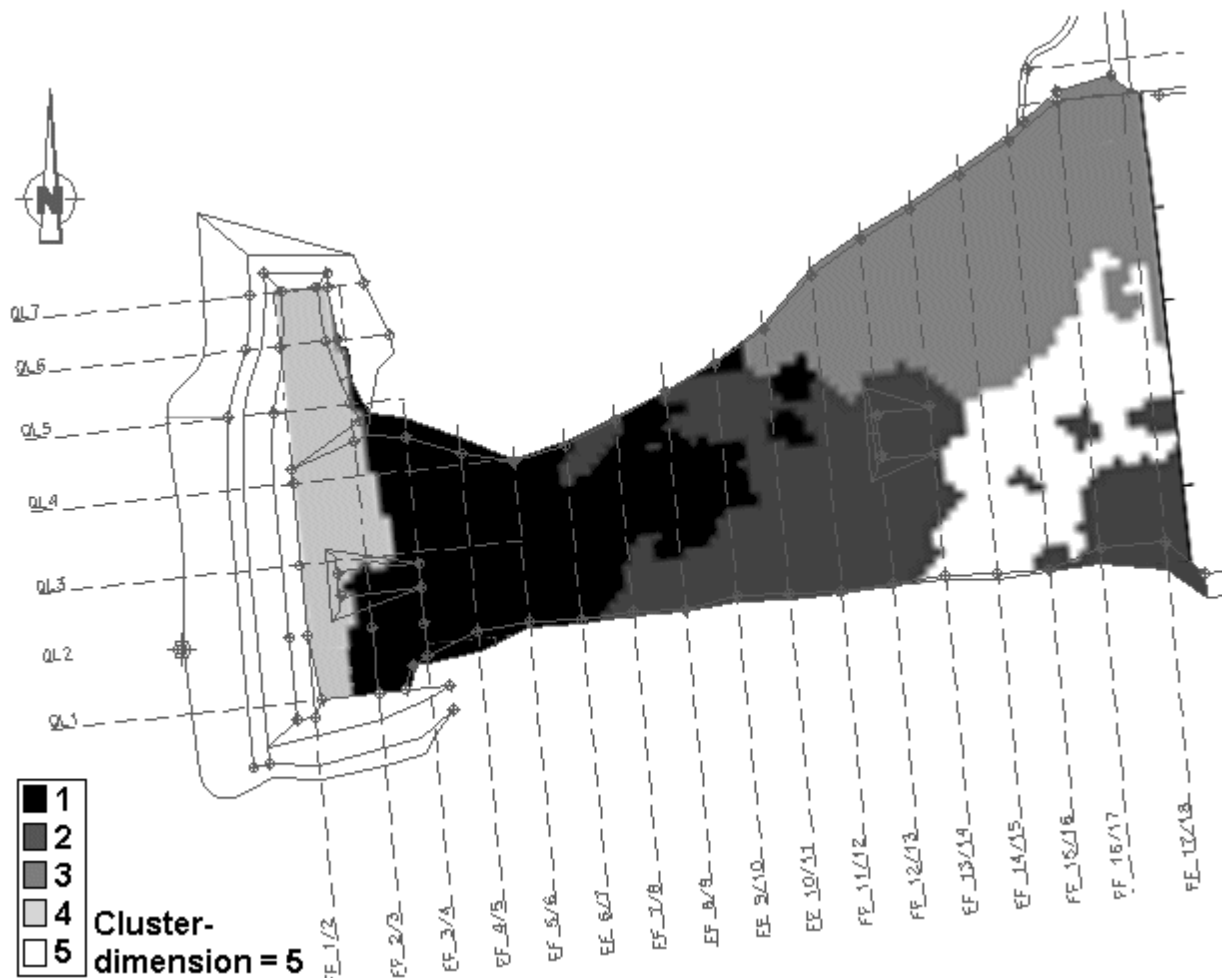


Abb. 17: Ergebnis der 4 D Clusteranalyse in 2 D Kartendarstellung (Grauwerte).

Mittelwerte	N	Mittelwert	Vertrauen (z)	Std.Fehler	Std.Abw.
Fallrichtung ss	71	35,06	5,53	2,772158746	23,35862479
Fallrichtung ss	82	82,04	2,37	1,191337438	10,78801933
Fallrichtung ss	80	75,50	3,56	1,790622549	16,01581497
Fallrichtung ss	23	80,74	3,96	1,909221839	9,156306278
Fallrichtung ss	52	36,54	3,31	1,650554443	11,90231735
Fallwinkel ss	71	13,03	1,09	0,545687992	4,598048751
Fallwinkel ss	82	20,04	1,21	0,60770054	5,502962439
Fallwinkel ss	80	20,55	1,12	0,560825567	5,016176364
Fallwinkel ss	23	38,57	5,36	2,586699094	12,40537305
Fallwinkel ss	52	12,54	1,15	0,573064016	4,13242339

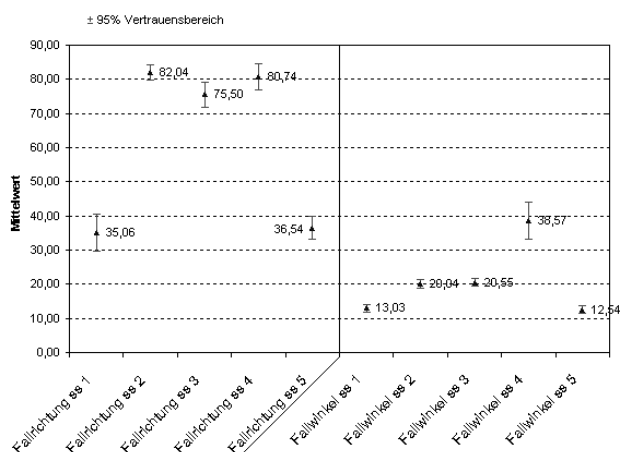


Abb. 18: Mittelwertsbildung in den ausgewählten 5 Clustern.

5.4 Korrelations- und Regressionsanalysen

Im Gegensatz zu den bereits genannten statistischen Schätzverfahren und der Clusteranalyse dient die Korrelations- und Regressionsanalyse der Ermittlung von Zusammenhängen von unterschiedlichen Datentypen. Dabei soll nicht nur unterschieden werden, ob Zusammenhänge existieren oder nicht, sondern es soll eine quantitative Bewertung (Korrelation) bzw. eine Detektion funktionaler Beziehungen (Regressi-on) zwischen den Datensätzen erreicht werden.

Zunächst sei erwähnt, dass die nachfolgend beschriebenen Verfahren gewissen Voraussetzungen genügen müssen, obwohl diese Kriterien schließlich im Fall nicht-linearer, multidimensionalen Funktionsapproximationen nicht mehr ohne Einschränkung gelten:

- Die Datengrundlage darf nicht zu klein sein,

- die Daten müssen voneinander unabhängig sein,
- die Daten sollten in guter Näherung eine Normalverteilung aufweisen.

Die Anzahl der betrachteten Datensätze entspricht der Dimension der Korrelations- bzw. Regressionsanalyse. Die Korrelationsanalyse ermittelt einen Koeffizienten, der als Maß der Güte des Zusammenhangs zwischen den Datensätzen interpretiert wird, die Regressionsrechnung liefert einen expliziten funktionalen Zusammenhang, der als Beziehungsgleichung (oder auch Regressionsgleichung) formuliert wird. Wie bereits durch einige vorangegangene Konjunktive angedeutet, können Korrelationsrechnungen keine deterministischen Modellrechnungen ersetzen, sie können diese jedoch sinnvoll ergänzen, indem mögliche Zusammenhänge im Wirkungsgefüge eines betrachteten Systems eingegrenzt werden.

Der einfachste funktionale Zusammenhang zwischen zwei Datensätzen ist der einer Geradengleichung der allgemeinen Form

$$f(x) = A + Bx. \quad (5.12)$$

Es ist hier ein exakt linearer Zusammenhang zwischen x und $f(x)$ konstruiert worden, so dass aus dieser Beziehungsgleichung jedem Wert x ein Wert $f(x)$ zugeordnet werden kann. In der statistischen Nomenklatur spricht man von einem linearen Regressionsmodell mit \hat{a} als Funktion der unabhängigen Eingangsvariablen b und den unbekannten A, B .

$$\hat{a} = A + Bb \quad (5.13)$$

Über die aus dieser linearen Regressionsgleichung abgeleiteten Normalengleichungen kann durch die Beziehungen

$$B_{ab} = \frac{n \sum a_i b_i - \sum a_i \sum b_i}{n \sum b_i^2 - (\sum b_i)^2}$$

$$A_{ab} = \bar{a} - B_{ab} \bar{b} \quad (5.14)$$

dieses Gleichungssystem gelöst werden (mit $i=1, \dots, n$), wobei ein Vertauschen von Funktionswert und unabhängiger Variabler zu unter-

schiedlichen Regressionsgeraden führt (vgl. Abschnitt 5.4.2).

Für den einfachen, zweidimensionalen Fall kann diese Funktionsapproximation noch anschaulich dargestellt werden. Abbildung 19 zeigt den tiefenabhängigen Verlauf von Versuchsdaten, die zunächst durch eine lineare Regressionsgleichung stark abstrahiert korreliert sind. In den Abbildungen 19 und 20 ist R der Korrelationsgrad und R -Quadrat derjenige Anteil der Varianz der abhängigen Variablen, die mit der Regressionsfunktion erklärt wird.

Der Korrelationskoeffizient kann als qualitatives Maß der Abweichung der Gesamtheit aller Wertepaare von dieser Regressionsfunktion beschrieben werden. Er wird i.d.R. als rationale Zahl zwischen 0 und 1 angegeben (wobei 1 dem vollkommenen linearen Zusammenhang entspricht) und kann über die Kovarianz s_{ab} und die Standardabweichung der Datensätze s_a und s_b ermittelt werden.

$$s_{ab} = \frac{1}{n+1} \sum a'_i b'_i \quad (5.15)$$

$$s_b = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum b_i'^2} \quad (5.16)$$

$$s_a = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum a_i'^2} \quad (5.17)$$

Dabei wird mit a'_i über alle Abweichungen der Einzelwerte a_i vom arithmetischen Mittelwert \bar{a} aufsummiert. Das Verfahren nach Pearson (1972) schätzt aus der Relation von Kovarianz und Standardabweichung den zweidimensionalen linearen Produkt-Moment-Korrelationskoeffizienten r_{ab} (Gleichung 5.18). Selbstverständlich existieren daneben auch andere Verfahren (SPEARMEN (1908), KENDALL, (1968)), die bei entsprechenden Voraussetzungen Anwendung finden sollten. Eine Einführung und eine vergleichende Beschreibung der Verfahren gibt z.B. RINNE (1997).

$$r_{ab} = \frac{s_{ab}}{s_a s_b} = \frac{\sum a_i b_i - (\frac{1}{n}) \sum a_i \sum b_i}{\sqrt{(\sum a_i^2 - (\frac{1}{n}) (\sum a_i)^2) (\sum b_i^2 - (\frac{1}{n}) (\sum b_i)^2)}} \quad (5.18)$$

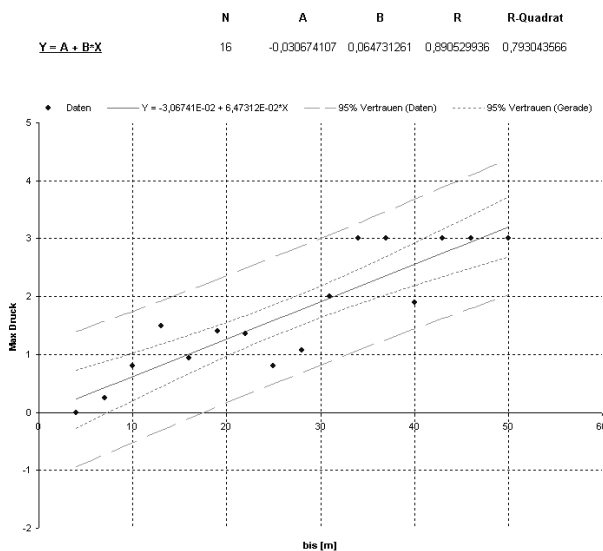


Abb. 19: Beispiel einer linearen Regressionsgleichung.

Das Wirkungsgefüge zwischen Meß- und/oder Versuchsdaten weist in komplexen natürlichen Systemen selten lineare Zusammenhänge auf. Neben progressiv oder regressiv veränderlichen, jedoch stets monotonen Relationen können mittels der Regressionsanalyse auch nicht-monotone Zusammenhänge durch Polynome k-ter Ordnung beschrieben werden.

$$\hat{a} = A_0 + \sum A_k b^k, \quad \text{mit } k = 1, 2, 3, \dots K \quad (5.19)$$

Abbildung 20 zeigt eine polynomiale Regression am identischen Datensatz wie in Abbildung 19. Der erhöhte rechnerische Aufwand scheint zweckdienlich, zumindest zeigt der Korrelationskoeffizient R mit einem Wert näher 1 dies an.

Dieses Konzept der Funktionsapproximation kann prinzipiell auf beliebig viele Dimensionen, also unabhängig agierende Datensätze erweitert werden, wobei eine sukzessive Erweiterung der Gleichungssysteme empfohlen wird. Die bis hierher beschriebenen Methoden der Korrelation und Regression können (und müssen i.d.R.) diversen Prüfverfahren unterzogen werden. Diese Verfahren nehmen einen hohen Stellenwert in der statistischen Methodik ein und sind hier sicher unterrepräsentiert.

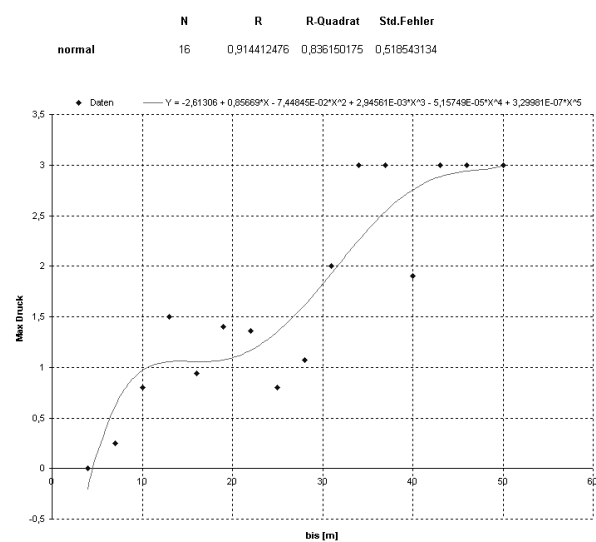


Abb. 20: Beispiel einer polynomischen Regressionsgleichung 5. Ordnung.

Ein statistisches Prüfverfahren testet das Ergebnis einer Schätzung auf der Grundlage von Stichproben auf dessen Aussagekraft bezüglich einer angenommenen Gesamtheit der Daten. Als generelles Arbeitsprinzip ist diesen Verfahren gemein, dass sie einer sogenannten Nullhypothese Alternativhypothesen gegenüberstellen: Die Nullhypothese besagt, dass die ermittelten Abhängigkeiten zufällig, und damit nicht aussagekräftig sind, wohingegen eine Alternativhypothese von der eindeutigen Signifikanz der Daten ausgeht. Im Verfahren der schrittweisen multidimensionalen Regression ist dieses Hypotheseproofverfahren als Optimierungsprinzip sogar integriert.

Im Sinnzusammenhang mit dem Funktionsumfang der neuronalen Netze soll im folgenden das Prinzip der multidimensionalen Korrelation und Regression skizziert werden.

Der erste Schritt ist das Aufstellen einer vermuteten Regressionsgleichung und der daraus abgeleiteten Normalengleichungen. Für den Fall einer multidimensionalen *linearen* Regressionsgleichung mit D Dimensionen gilt:

$$\hat{a} = A + \sum_{d=1}^D B_d b_d, \quad \text{mit } d = 1, \dots, D \quad (5.20)$$

Mess- und Versuchsdaten, die räumlich oder zeitlich determiniert sind, können als Einflüsse b_d einer Wirkungsgröße \hat{a} mit ihren Regressionskoeffizienten B_d betrachtet werden.

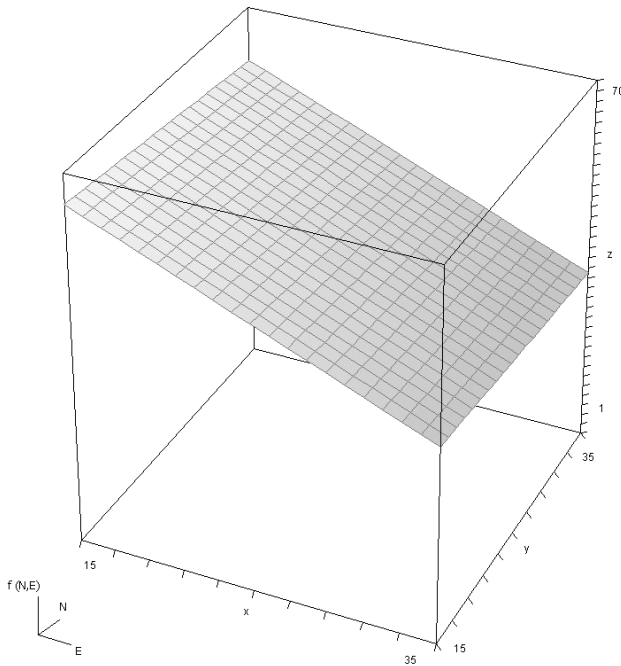


Abb. 21: 3-dimensionale, lineare Funktionsapproximation mittels Regressionsanalyse.

Abbildung 21 zeigt den linearen funktionalen Zusammenhang der Ortsabhängigkeit einer Messgröße (hier: Trennflächenziffer) zu den unabhängigen Variablen *lokale x Koordinate* und *lokale y Koordinate*, was im Prinzip einer 3-dimensionalen Regression entspricht⁴. Über die Ermittlung der Regressionsgleichung mit ihren Regressionskoeffizienten wird es möglich, eine Extrapolation über den bekannten Modellraum hinaus oder eine Interpolation zwischen den Stützstellen (Stichproben) des Untersuchungsgebietes durchzuführen. Die Anwendung der multidimensionalen Regression als Methode der mathematischen Anpassung räumlicher Variablenverteilungen durch eine Hyperebene heißt Trendflächenanalyse.

Die Trendflächenanalyse kann auch als numerisches Anpassungsverfahren einer 2-dimensionalen Funktion an eine Menge von Stützstellen beschrieben werden:

$$z = f(x, y), \quad \text{mit } (x_i, y_i, z_i), \quad i = 1, \dots, n \quad (5.21)$$

Diese Sichtweise bedingt, dass die eingangs dieses Abschnittes genannten Forderungen

⁴ Die Visualisierung dreidimensionaler Graphen wurde mit dem Programm Derive™ 5 (Version 5.04) der Firma Texas Instruments Incorporated umgesetzt.

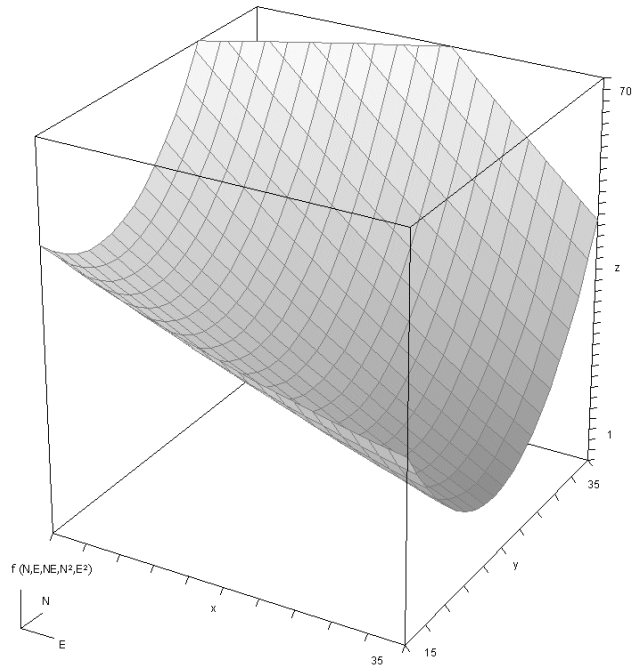


Abb. 22: 3-dimensionale, nicht-lineare Funktionsapproximation mittels Regressionsanalyse.

nach Normalverteilung und zwingender Unabhängigkeit der Einflußgrößen nicht mehr gelten müssen (EBDON 1998). Es können jedoch auch keine Hypothesenprüfverfahren eingesetzt werden, so dass abgeleitete Aussagen lediglich für den Stichprobenumfang (jetzt Stützstellen) gelten dürfen.

Als mathematische Modellgleichung für eine gesuchte Trendfläche können einfache zweidimensionale Polynome k -ter Ordnung verwendet werden, z.B. das einfache lineare Flächenpolynom der Form:

$$z_k(x, y) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k b_{ij} x^i y^j, \quad \text{mit } i + j \leq k \quad (5.22)$$

Wie schon für den zweidimensionalen Merkmalsraum beschrieben ist es oft unzureichend einen linearen Zusammenhang zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen anzunehmen. Eine nichtlineare multidimensionale Funktionsapproximation sollte das optimale Verfahren zur Schätzung komplexer Wirkungszusammenhänge bieten. Eine mögliche nichtlineare Modellgleichung kann z.B. durch ein Trendflächenpolynom 2. Ordnung realisiert werden:

$$z_2(x, y) = b_0 + b_1x + b_2y + b_3x^2 + b_4y^2 + b_5xy \quad (5.23)$$

Die Unbekannten der Gleichung b_{ij} werden als Regressionskoeffizienten der Variablen x, y ermittelt, wobei die nichtlinearen Variablen xy, x^2, y^2 einfach als unabhängige, lineare Variablen deklariert und integriert werden (Abb. 23). Damit wird das Ziel verfolgt, eine Trendfläche zu generieren, die ein höheres Maß an Differenziertheit gegenüber einer planaren Fläche 1. Ordnung aufweist. Eine Unabhängigkeit der „Hilfsvariablen“, ist natürlich nicht gegeben, da diese stark interkorrelieren.

Über den Korrelationskoeffizienten kann wiederum die Güte des Modells bewertet werden (Tab. 5.2 und 5.3). Im Falle nicht-linearer Modelle haben sich die klassischen Verfahren der Produkt-Moment- oder Rangkorrelationskoeffizienten als problematisch erwiesen, da sie die Güte des Zusammenhangs unterschätzen. Dies gilt sowohl für 2- als auch für multidimensionale Modelle. Alternativ zu diesen Verfahren kann hier die *Transinformation* als Gütemaß herangezogen werden. Der methodische Ansatz definiert die der Datenbasis enthaltene Informationsentropie als Integral über der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion. Die Differenz aus der Gesamtinformation eines Systems unabhängiger Eingangsgrößen zur Summe ihrer Einzelinformationen wird als Transinformation bezeichnet [Wein85]. Als näherndes, qualitatives Maß soll das Verfahren nach Pearson (1972) hier jedoch genügen.

5.4.1 Darlegung und Diskussion der Beispielrechnungen

Für die zweidimensionalen Regressionsanalysen wurden maximal erreichte Injektionsdrücke gegen Tiefe aufgetragen. Für die beispielhaften Anwendungen der multidimensionalen Regression wurde ein Datensatz gewählt, der die Anzahl aller Trennflächen pro Bohrmeter angegeben als Trennflächenziffer wiedergibt. Diese Datensätze sind Teil einer Bohrungsdatenbank, die als Grundlage der im Rahmen dieser Arbeit evaluierten Methoden dient (siehe auch Anhang [database]). Tabelle 5.2 fasst die statistischen Maßzahlen der linearen multiplen Funktionsapproximation zusammen. Das in Abbildung 21 visualisierte Gleichungssystem lautet:

$$z = 87,75 - 1,32x - 0,23y$$

Tab. 5.2: Ergebnisübersicht der linearen multiplen Regression (Beispiel 1).

Lineare multiple Regression		
x-Variable	lokale X und Y Koordinate	
y-Variable	Trennflächenziffer	
n Datensätze	Korrelationsgrad R	R -Quadrat
21	0,77	0,59
<u>Gleichung:</u>		
	Koeffizienten	Signifikanz
Konstante	87,75	$4,94 \cdot 10^{-5}$
x	-1,32	$9,17 \cdot 10^{-5}$
y	-0,23	0,68

Der Ansatz ein höheres Maß an Annäherung der Zielgrößen an die funktionale Abbildung der Trendfläche durch ein nichtlineares Gleichungssystem zu erreichen, ist in Tabelle 5.3 zusammengefasst. Das der Abbildung 22 zugrundeliegende Gleichungssystem 2. Ordnung lautet demnach:

$$z = 151,37 - 0,29x - 9,04y - 0,11xy + 0,02x^2 + 0,27y^2$$

Tab. 5.3: Ergebnisübersicht der nicht-linearen multiplen Regression (Beispiel 2).

Nicht-lineare multiple Regression		
x-Variable	lokale X und Y Koordinate	
	Kombi YY, XY, XX	
y-Variable	Trennflächenziffer	
n Datensätze	Korrelationsgrad R	R -Quadrat
21	0,85	0,72
<u>Gleichung:</u>		
	Koeffizienten	Signifikanz
Konstante	151,37	0,01
x	-0,29	0,88
y	-9,04	0,15
Kombi YY	0,27	0,11
Kombi XY	-0,11	0,09
Kombi XX	0,02	0,19

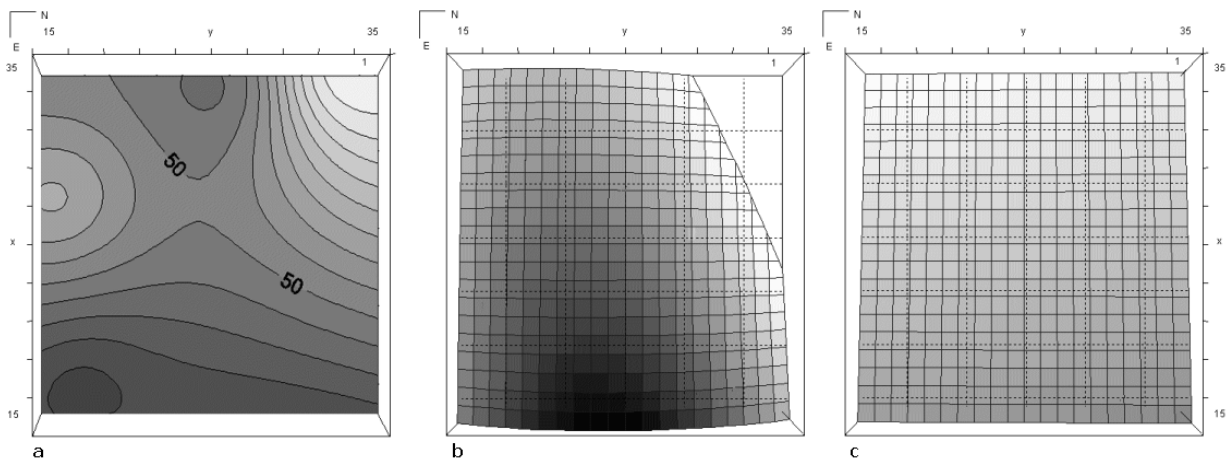


Abb. 23: Interpretation der Ergebnisse: Interpolation (a) und Funktionsapproximationen (b,c).

Abbildung 23 vergleicht die Ergebnisse unterschiedlicher räumlicher Schätzer in der Aufsicht eines Ausschnittes des Untersuchungsgebietes. Den Trendflächen, die über den modifizierten Regressionsansatz ermittelt wurden (Abb. 23 b und c) ist ein nach einem Kriging Verfahren⁵ arbeitende Punkt-Schätz-Methode gegenübergestellt (Abb. 23 a, vgl. auch Abschnitt 5.1). Das dem hier beispielhaft eingesetzten Kriging Verfahren zugrundeliegende Variogrammodell ist ein einfaches lineares Variogramm der Form $\gamma(h) = C_0 + S \cdot h$ mit den Unbekannten C_0 als Nugget Effekt und S als Wert der Graphensteigung.

5.4.2 Hauptkomponenten- und Faktorenanalyse

Der vorangegangene Abschnitt hat sich intensiv mit dem Zusammenhang zwischen Wirkungsgrößen (abhängige Variablen) und Einflussgrößen (unabhängige Variablen) befasst. Der folgende Abschnitt beschreibt Methoden, die die Unabhängigkeit der Einflussgrößen beurteilen.

Modellbildungskonzepte multivariater Systeme beschreiben oft komplexe Zustände und Prozesse. In einem technischen Fertigungsprozess, wo viele der Einflussfaktoren nach bekannten Regeln interagieren, ist es möglich hochdimensionale Ereignisräume zu modellieren. Komplexe Modelle natürlicher Systeme bergen jedoch oft die Gefahr, dass Redundanzen im Eingaberaum nicht erkannt werden.

D. h. korrelierende Einflussgrößen werden als unabhängige Variable behandelt, und verzerren so die Gewichtungsmatrix des klassifizierenden Verfahrens. Die Hauptkomponentenanalyse und die Faktorenanalyse sollen helfen korrelierende Kombinationen von Einflußgrößen zu detektieren, die dann als zusammengefasste *Systemparameter* beschrieben oder auch vernachlässigt werden können, um so eine Überinformation eines bewertenden Verfahrens zu vermeiden. Die Methoden multivariater Statistik sollten diese Überlegungen berücksichtigen, wenn die sukzessive Erhöhung der Einflussgrößen (z.B. im Regressionsmodell) hochdimensionale Abhängigkeitsstrukturen widerspiegeln soll.

Abbildung 24 zeigt den Zusammenhang zwischen Korrelationskoeffizienten und den zugehörigen Regressionsgeraden für den Fall eines zweidimensionalen Eingaberaumes (dieser ist noch anschaulich darzustellen). Wie in Abschnitt 5.4 (Gleichung 5.15) gezeigt wurde, besteht keine Symmetrie in den Abhängigkeiten der Variablen, d.h. ein vertauschen von abhängiger und unabhängiger Variabler führt bei identischen Korrelationskoeffizienten zu unterschiedlichen Korrelationsgeraden. Zwischen dem Öffnungswinkel θ dieser beiden Geraden und dem Korrelationskoeffizienten R besteht folgender Zusammenhang:

$$\begin{aligned} \theta &= 0 \quad \text{für } R = |1| \\ \theta &= 90 \quad \text{für } R = 0 \end{aligned}$$

⁵ Zur Berechnung wurde das *Surface Mapping System* Surfer 7.0[®] der Firma GoldenSoftware, Inc. eingesetzt.

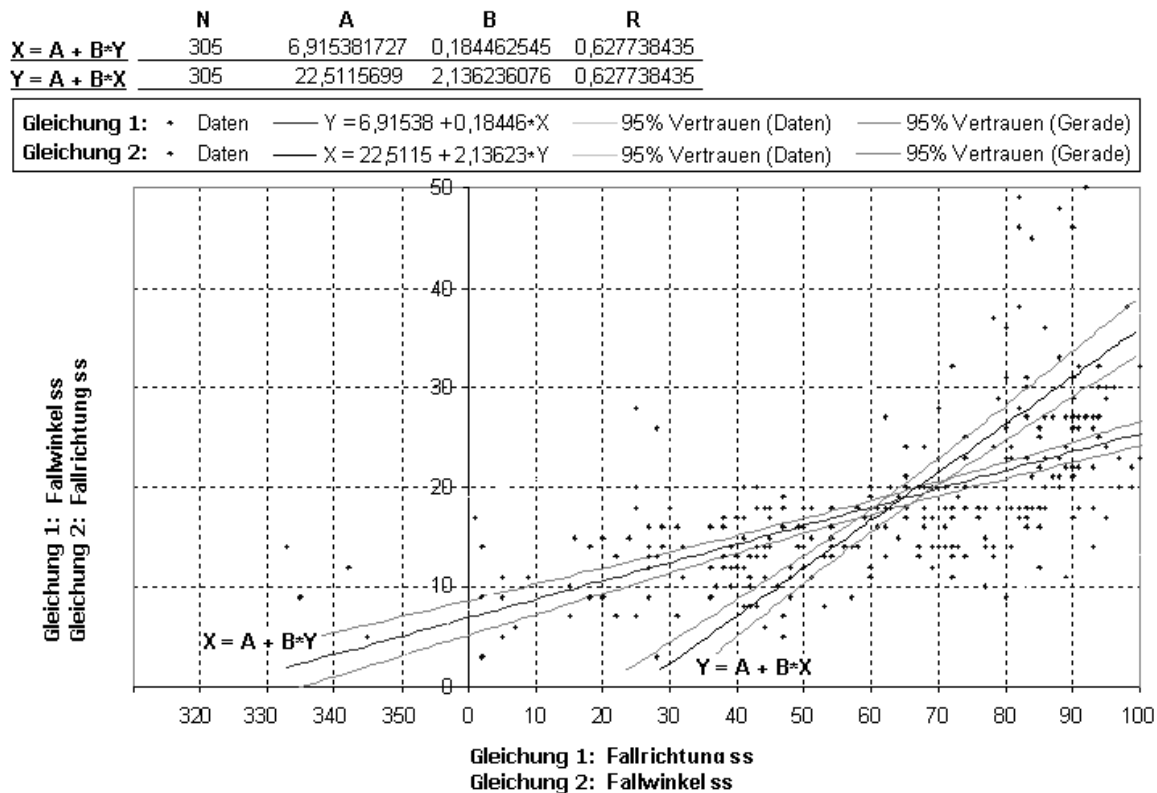


Abb. 24: Streudiagramm und nicht-symmetrische Regressionsgeraden.

Im Fall vollkommener Korrelation existiert praktisch nur eine Gerade, und wenn kein Zusammenhang zwischen den Datensätzen vorliegt, stehen die Korrelationsgeraden orthogonal aufeinander.

Das Verfahren der Ermittlung derjenigen Funktionen, die in einem multidimensionalen Datensatz orthogonal zueinander stehen, heißt EOF Analyse (EOF: empirische Orthogonalfunktionen). Die EOFs werden über die Entwicklung des Eigenvektors der Kovarianzmatrix eines Datensatzes bestimmt (STORCH & ZWIERS 1999).

Eine Möglichkeit, nicht-lineare Hauptkomponentenanalysen an einem durch einen Datensatz beschriebenen Merkmalsraum durchzuführen bieten die selbstorganisierenden Merkmalskarten (SOM) (s. Abschnitt 6.4.2 und 8.2). Im Lernprozess der SOM werden die Gewichtsvektoren derart modifiziert, dass die maximale Varianz der Eingabevektoren das Aktivitätsmuster des Ausgaberaumes bestimmt. Dieses Verfahrensprinzip wird in den o.g. Abschnitten eingehend erläutert und angewendet.

5.5 Diskussion stochastischer Verfahren

Der Begriff der Wahrscheinlichkeit mag zunächst im Kontext einer Standsicherheitsberechnung von Absperrbauwerken deplaziert erscheinen. Eine Aussage, das etwas *wahrscheinlich standsicher* ist, ist vor dem Hintergrund des immensen Schadenspotenzials zumindest fragwürdig egal für wie wahrscheinlich dieser Zustand auch gehalten wird. Letztlich gewährt jedoch nicht das eingesetzte Rechenverfahren die Sicherheit und Funktionstüchtigkeit eines Bauwerkes oder einer Felsböschung, sondern die Kenntnis und zuverlässige Formulierung der den jeweiligen Verfahren zugrundeliegenden Randbedingungen.

Kenntnis über den geologischen Untergrund erlangt man durch direkte Mess- und Versuchsdaten sowie aus dem Studium der geologischen Prozesse und den daraus ableitbaren Gesetzmäßigkeiten. Die Wahl der eingesetzten Methoden der modellhaften Abbildung sollte sich an diesem Kenntnisstand orientieren, dabei mag es auch manchmal zweckmäßig sein, die Datenerhebung auf ein eventuell gefordertes Ver-

fahren hin abzustimmen, jedoch ist es fahrlässig ein in Bezug zur Datenbasis, Heterogenität oder Skalierung ungeeignetes Verfahren zwanghaft anpassen zu wollen.

Die Nutzung statistischer Verfahren in den Geowissenschaften ist nach Ansicht des Autors ein legitimes und in einigen Anwendungsfeldern sogar notwendiges Vorgehen, wenn Geirgtsbereiche auf der Grundlage einiger weniger Messungen (Stichproben) regional charakterisiert werden müssen. Einen Überblick der nutzbaren Verfahren aus Sicht des anwendenden Geologen und deren Nutzungspotenzial in ingenieurgeologischen Fragestellungen gibt z.B. KREUTER (1996).

6 Systemanalyse mit Künstlichen Neuronalen Netzen

Computer erledigen exakt berechenbare, routinemäßige Aufgaben schneller und zuverlässiger als der Mensch. Typisch menschliche Fähigkeiten wie z.B. die Gesichtserkennung stellen die konventionelle Informationsverarbeitung dagegen vor große Schwierigkeiten. Herkömmliche Algorithmen scheitern, sobald die vorausgesetzte Bildqualität nicht gegeben ist. Der Mensch erkennt dagegen Gesichter problemlos auch unter erschwerten Bedingungen (Dunkelheit, Nebel). Es liegt also nahe zu fragen, nach welchen Prinzipien das menschliche Gehirn organisiert ist und auf welche Weise es die sensorischen Informationen der Sinne verarbeitet. Vor diesem Hintergrund ist die Entwicklung künstlicher neuronaler Netze (KNN) zu sehen: KNN versuchen die Organisations- und Verarbeitungsprinzipien des menschlichen Gehirns nachzubilden.

Aus ingenieurtechnischer Sicht stellen KNN Problemlösungsverfahren aus dem Forschungsgebiet der Künstlichen Intelligenz dar, die das technische Modellierungsinstrumentarium erweitern und sich besonders für komplexe, nicht-konservative Aufgabenstellungen eignen. Gegenüber traditionellen Verfahren aus der Statistik und der analytischen oder numerischen Prozessanalyse zeichnen sich KNN durch Lernfähigkeit, Fehlertoleranz, Robustheit und Generalisierungsfähigkeit aus. Anwendungsfelder finden sich insbesondere in den Bereichen Qua-

litätsprüfung und Beurteilung, Prognose, Klassifizierung und Optimierung. Neben der Erschließung immer neuer Anwendungsfelder ist die Weiterentwicklung der Methodik und die Kombination unterschiedlicher Netzwerktypen ein Forschungsschwerpunkt der Neuroinformatik. Die Beschreibung des dynamischen Verhaltens neuronaler Netze mittels generalisierter potenzialorientierter Energiemodelle (REUTER 2002), äquivalent zum quantenmechanischen Modell der Teilchenphysik, ist ein möglicher, neuer Ansatz, das Verfahren über das Black Box Verhalten hinausgehend zu beschreiben.

Der folgende Abschnitt soll praxisorientiert einen Überblick über den Aufbau und die Funktionsweise von KNN geben und damit einen Einstieg in die Thematik ermöglichen. Ausgehend von den biologischen Grundlagen werden die statischen und dynamischen Kernkomponenten von KNN definiert und die prinzipiellen Informationsverarbeitungsprozesse erläutert. Ein Überblick über die typischen Eigenschaften von KNN bildet den Abschluß des Kapitels.

6.1 Kognition und Modellbildung

Das Arbeiten mit neuronalen Netzen ist (aus Sicht des Autors) ein höchst kreativer Prozess. Das Ergebnis einer Systemanalyse mit neuronalen Netzen ist eine Zuweisung von Systemzuständen in Klassen oder deren Abbildung als Aktivitätsmuster. Obwohl im folgenden immer wieder versucht wird das Verfahren zu objektivieren und an klassischen statistischen Analysen quasi zu justieren, ist es wichtig zu wissen, dass sinnvolle Antworten nur durch sinnvolles Fragen gegeben werden können. Der Fragesteller muss in seinem jeweiligen Anwendungsgebiet über elementare Prozesskenntnis verfügen, andernfalls wird es nicht gelingen, das zu beurteilende System adäquat als Eingaberaum für das bewertende Verfahren zu definieren.

In Abschnitt 6.2 werden Gleichheiten und Ungleichheiten zwischen künstlichen neuronalen Netzen und deren Vorbild, dem menschlichen Gehirn aufgezeigt. Dies soll nicht nur das Potenzial und die Grenzen des eingesetzten Verfahrens beleuchten, es führt auch zu einigen überraschenden Schlussfolgerungen, die die Fähigkeiten des informationsverarbeitenden Systems *Mensch* betreffen. Die Regeln und

Randbedingungen des Wissenserwerbs und der Wissensverarbeitung dieses speziellen Systems werden durch die *Kognitionswissenschaft* untersucht. Diese Wissenschaft ist eine relativ junge Disziplin, die sich in den letzten 25 Jahren aus der Psychologie, der Neurologie, den Informationswissenschaften, der Kybernetik und der Physik entwickelt hat.

Der Mensch wird in ihr als ein System aufgefaßt, das aktiv Informationen aus der Umwelt aufnimmt, speichert, manipuliert und zum Teil zielgerichtet weiterverwendet. Die Kognitionswissenschaft betrachten in ihren Versuchen den Menschen, als „Black-Box-System“, welches als Gesamtsystem agiert. Durch spezielle Versuchsauslegungen wird versucht, spezifische mentale Leistungen zu erfassen und als Modell zu interpretieren. Die Kognitionswissenschaften versuchen, grundlegende Verhaltensmuster und die ihnen zugrundeliegenden globalen mentalen Organisationsstrukturen des Menschen zu erfassen, was dem Aufspüren und der Beschreibung grundlegender und daher überindividueller Konzepte entspricht (ANDERSON 1999).

Über die verschiedenen Sinne des Menschen liegen pro Sekunde ca. 10^{11} Bit im zentralen Nervensystem an, wobei als Menge der Sinnesdaten im Folgenden jegliche durch die Nerven an das Gehirn weitergeleiteten Sinnesmodalitäten verstanden werden sollen. Die Gesamtheit dieser Sinnesmodalitäten ermöglicht es der in ihr integrierten bedeutungstragenden und erzeugenden Strukturkomponente Bewußtsein, zu jedem Zeitpunkt ein komplexes Abbild der Umwelt zu erstellen. Weiterhin zeigen kognitionspsychologische Experimente, dass die Strukturkomponente Bewußtsein nur 16 Bit/Sekunde bewußt verarbeitet, wobei diese 16 Bit-Informationseinheit nicht nur das momentane Geschehen als Art eins zu eins Abbildung erfaßt und analysiert, sondern auch ein globales, individuell bewertetes Bild der die Struktur Mensch umgebenden Welt erstellt. Die bewußte Integration des Individuums in das momentane Globalgeschehen wird also unter Berücksichtigung der momentanen individuellen Selbstreflexion erzeugt. Aus dem informationstheoretisch stark reduzierten Abbild des momentanen Erlebens werden dabei situationsspezifische Aktionen abgeleitet, das Verständnis

der physischen Welt durch eine geeignete Interpretation ermöglicht und die Erweiterung des individuellen Globalwissens evaluiert.

Vor diesem Hintergrund kann jedem Automat, der ein gewisses Regelwerk benutzt um aus den ihm gegebenen Repräsentanten eines Systems ein Modell zu erstellen (z.B. auch FE Modelle), eine kognitive Leistung zugesprochen werden. Gerade die künstlichen neuronalen Netze, die sich stark an Verarbeitungs- und Bewertungsstrategien natürlicher Systeme anlehnen, wurden mit hohen Erwartungen belastet, die das biologische Prinzip bewußtseinunterlegten Handelns auf diese rechnergestützten Simulationen neuronaler Netze übertrugen. Tatsächlich braucht der Neuroinformatiker jedoch kein schlechtes Gewissen zu entwickeln, wenn er nach Feierabend den Rechner ausschaltet, die massiv parallele und dabei auch hierarchisch geordnete Informationsverarbeitung im menschlichen Gehirn wird durch programmierte Neuronennetzwerke nicht einmal ansatzweise imitiert. Das zugrundeliegende informationsverarbeitende Konzept ist jedoch ähnlich und wurde am prägnantesten durch BENESCH (1980) als System

Träger ? Muster ? Bedeutung

formuliert.

Die physikalischen Träger der Information sind hierbei die Neuronen (gleich ob künstlich oder biologisch), deren Beziehung zueinander, oder deren gewichtete Verbindungen bilden ein Muster, dem ein Bedeutungsgehalt zugewiesen wird. Der letzte Schritt, die Deutung von Mustern ist bei vielen modellbildenden Verfahren dem Anwender überlassen, und die Qualität des Verfahrens kann auch danach gemessen werden wieviel Spielraum dieser Interpretation gegeben wird. Die in Abschnitt 8.2 angewendeten Verfahren der zweidimensionalen selbstorganisierenden Karten weisen beispielweise einem Aktivitätsmuster sehr bildhaft zweidimensionale Merkmalskarten mit unterschiedlichen Systemstati zu, sie verlassen die informationsverarbeitende Ebene der Musterbildung nicht.

Das Studium der Kognitionswissenschaften erleichtert dem anwendenden Geowissenschaftler zumindest die Einsicht, daß er auf diesem Fachgebiet ebenso wie in der Neuroinformatik

und in vielen Bereichen der Statistik ambitionierter Laie bleiben wird. Allerdings führt das trainierte Verständnis des Geologen um hochdimensionale räumlich-zeitliche Prozesse zu erfolgversprechenden Lösungsansätzen, indem man sich der Methoden dieser Disziplinen bedient.

6.2 Definitionen und physiologische Analogien von KNN

Ein künstliches neuronales Netz ist ein Netzwerk, bestehend aus Schalteinheiten, die sich stark idealisiert an das natürliche Vorbild einer Nervenzelle anlehnen. Sie heißen, wie ihre biologischen Vorbilder, Neuronen. Künstliche Neuronen lassen sich im Prinzip demnach ebenfalls aus folgenden Komponenten zusammensetzen:

- den eigentlichen Zellkörper (Soma),
- kurze Leitungen, über die die Reize in die Nervenzelle gelangen können (Dendriten),
- dem Axon, durch das die Zellaktivität an andere Zellen weitergeleitet werden kann und
- den Kontakten zwischen dem Axon und den Dendriten (Synapsen), die die elektrochemischen Impulse verstärken oder hemmen.

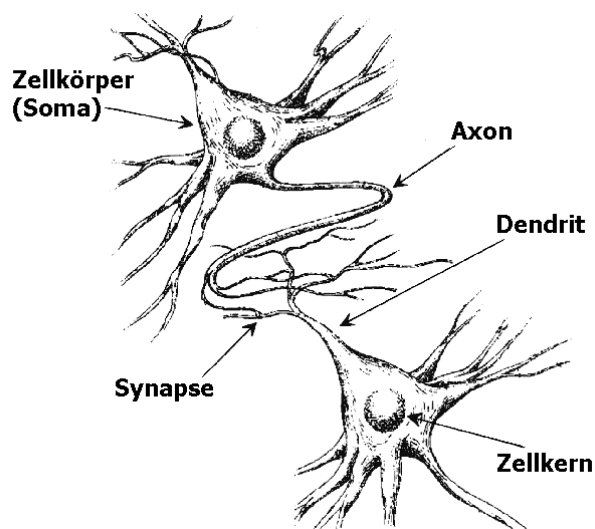


Abb. 25: Zellstrukturen im Neuron.

Abbildung 25 zeigt das natürliche Vorbild: Die Dendriten nehmen Signale auf, das Axon leitet Signale über Synapsen an andere Nervenzellen weiter. Der Vernetzungsgrad in natürlichen neuronalen Netzen ist sehr hoch. Eine Zelle kann über tausende von Dendriten vernetzt sein. Das Soma agiert durch eine Aktivierungsfunktion, welche festlegt, wie die eingehenden Reize über die Dendriten zu einem Antwortreiz zusammengefasst werden. Bevor die Reize (oder Eingangssignale) das Soma erreichen, werden sie im Bereich der Dendritenendungen verstärkt oder gehemmt. Wenn die Summe der elektrischen Reize den Schwellenwert (Bias) von ca. 70 mV um 10 mV überschreiten, wird das Neuron aktiv. Über das Axon wird dann den nachgeschalteten Neuronen im Netzwerk eine Serie von kurzen elektrischen Nadelimpulsen (50-60 Hz) gesandt: Das Neuron „feuert“. Künstliche neuronale Netze nennt man auch dry-nets, biologische neuronale Netze wet-nets, wohl weil sie in der Schädelkapsel schwimmen, während erstere im Computer simuliert werden. Ein kleiner Leistungsvergleich soll zeigen, wie sich biologisches und künstliches Netzwerk anhand ihrer Auslegungen und Geschwindigkeiten unterscheiden lassen.

Tab. 6.1: Leistungsvergleich biologischer (Wet Net) und künstlicher NN (Dry Net); aus: ZELL (1995).

	Wet Net	Dry Net
Anzahl der Verarbeitungselemente ca.	10^{11}	ca. 10^9
Art der Informationsverarbeitung	massiv parallel	seriell
Speicherung	assoziativ	adressbezogen
Schaltzeit eines Elementes	ca. 1ms	ca. 1ns
Schaltvorgänge pro sec	ca. 10^3 /sec	ca. 10^9 /sec
Schaltvorgänge insgesamt (theoretisch)	ca. 10^{13} /sec	ca. 10^{18} /sec
Schaltvorgänge insgesamt (tatsächlich)	ca. 10^{12} /sec	ca. 10^{10} /sec

Die kurze Gegenüberstellung in Tabelle 6.1 ist aus mehreren Gründen problematisch: zum einen sagt die Zahl der Instruktionen, Maschinenbefehle oder Transistorschaltvorgänge bei einem Programm nichts über seine Qualität und Leistung aus, zum anderen sind Neuronen und Transistoren nicht direkt vergleichbar. Die Gegenüberstellung verdeutlicht jedoch die Tatsache, dass eine parallele Datenverarbeitung wesentlich ist für eine hohe Gesamtleistung des informationsverarbeitenden Systems.

Diese massive Parallelität natürlicher Systeme lässt sich in künstlichen neuronalen Konstrukten nicht realisieren. Ihre Schalteinheiten verfügen allerdings über einen Zeitvorsprung, der eine sequentielle Verarbeitung von Signalen ermöglicht. Nervenzellen benötigen physiologisch bedingt eine gewisse Relaxationszeit, ähnlich einem elektronischen Blitzlichtgerät, um erneut feuern zu können.

6.3 Funktionsbausteine der KNN

Das erste künstliche Neuron war eine Schalteinheit mit mehreren Eingängen und einem Ausgang und konnte nur zwei Zustände annehmen (-1, +1). Auf dieses „Urmodell“ stützen sich im wesentlichen alle komplexeren darauffolgenden Neuronenmodelle.

Um die Funktionalität biologischer Neuronen in einem künstlichen Neuron zu simulieren, werden die Eingangssignale mit positiven oder negativen Faktoren (Gewichten) multipliziert. Diese gewichteten Signale werden aufsummiert und mit einem gegebenen Schwellwert verglichen. Das Ausgangssignal der neuronalen Schalteinheit nimmt den Wert +1 an wenn dieser Schwellwert überschritten wird, andernfalls wird der Ausgang gleich -1 gesetzt. So werden im künstlichen Neuron Eingangssignale in Ausgangssignale umgesetzt (Abb. 26).

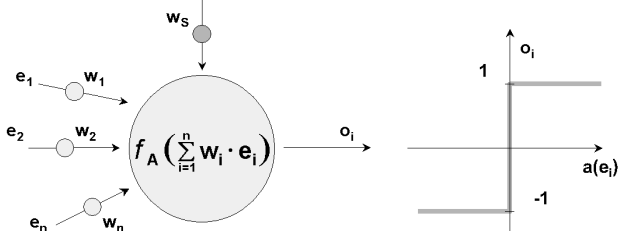


Abb. 26: Funktionsbausteine im künstlichen Neuron (links), binäre Aktivierungsfunktion.

Der Prozess der Musterklassifikation sei nachfolgend anhand eines Neurons mit zwei Eingangssignalen und binärer Aktivierungsfunktion erläutert. Dies repräsentiert die einfachste aller Neuronenkonfigurationen.

Zunächst wird der Aktivierungswert $a(e_i)$ aus der Summe gewichteten Eingangssignale (e_1, e_2) berechnet.

$$a(e_i) = w_1 * e_1 + w_2 * e_2 - w_s \quad (6.1)$$

wobei w_1 und w_2 bestimmten Gewichtungsfaktoren und w_s einem gegebenen Schwellenwert entsprechen.

Dann wird ein Ausgangswert (out) o_i mittels einer Aktivierungs- oder auch Transferfunktion $f(a(e_i))$ ermittelt.

$$o_i = f(a(e_i)) \quad (6.2)$$

In diesem Beispiel wird die ursprünglich eingesetzte binäre Aktivierungsfunktion angewendet (Abb. 26).

$$\begin{aligned} o_i &= \text{sign } a(e_i) \\ o_i &= +1, \text{ wenn } a(e_i) \geq 0 \\ o_i &= -1, \text{ wenn } a(e_i) < 0 \end{aligned} \quad (6.3)$$

Die Klassifikationsaufgabe des so konfigurierten Neurons soll nun sein, beliebige Kombinationen von Eingabepaaren in einem Merkmalsraum abzubilden, der durch eine Separationsgerade in zwei Klassen (A und B) unterteilt ist. Das Neuron lernt also, die Musterklassen der Eingänge richtig zu erkennen. Dabei entspricht:

$$\begin{aligned} \text{Klasse A: } o_{\text{soll}} &= +1 \\ \text{Klasse B: } o_{\text{soll}} &= -1 \end{aligned}$$

Der Lernprozess des Neurons erfolgt über die Änderung der Gewichte w_1 und w_2 . Die Separationslinie im Merkmalsraum (Abb. 27) sei eine Gerade der Gleichung:

$$e_2 = ax_1 + b \quad (6.4)$$

mit $a = 0,5$ und $b = 1$.

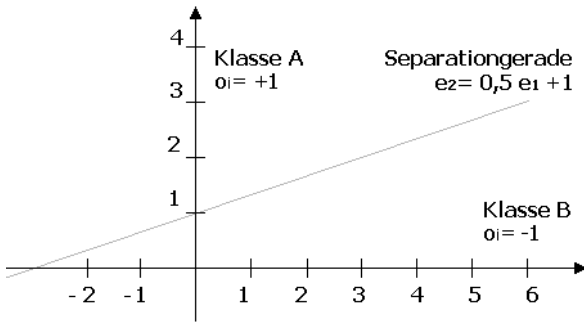


Abb. 27: Der zweigeteilte Merkmalsraum.

Diese Separationsgerade wird durch das Neuron mit der Gleichung $a(e_i) = 0$ abgebildet, d.h.:

$$a(e_i) = w_1 * e_1 + w_2 * e_2 - w_s = 0 \quad (6.5)$$

woraus folgt:

$$e_2 = -\frac{w_1}{w_2}e_1 + \frac{w_s}{w_2} \quad (6.6)$$

Aus dem Koeffizientenvergleich folgt:

$$\frac{w_s}{w_2} = b, -\frac{w_1}{w_2} = a \quad (6.7)$$

Die Separationslinie in Abbildung 27 entspricht bei $a(e_i) = 2$ demnach den folgenden Gewichten des Neurons:

$$w_2 = \frac{w_s}{b} = \frac{2}{1} = 2, \quad \text{und} \\ w_1 = -a * w_2 = -0,5 * 2 = -1 \quad (6.8)$$

Mit dieser Gewichtung der Eingangsdatenpaare werden diese korrekt den Merkmalsklassen A und B zugeordnet, d.h. die Aktivierung der Merkmalsklasse A lautet $a(e_i) > 0$ und damit nach der binären Aktivierungsfunktion $o_i = +1$. Entsprechend wird für die Klasse B $a(e_i) < 0$ und damit $o_i = -1$.

Die Lernphase des Neurons besteht darin, die zufällig gesetzten Gewichte solange zu verändern bis die Separationsgerade korrekt abgebildet wird. Als Fehlermass während des Lernens wird die Summe der Differenz aller Ein-

gangskombinationen zwischen dem Ist-Ausgangswert o_i und dem Sollwert o_{soll} berechnet.

Dieses kleine Beispiel (modifiziert nach ZAKHARIAN (1998)) aus der Familie der überwachten Lernverfahren soll verdeutlichen, weshalb sich neuronale Netze im Anwendungsfeld der Beurteilung komplexer Geosysteme anbieten:

Die Methoden der neuronalen Netze nehmen verteilt auf ihre Funktionsbausteine eine parallele Signalverarbeitung vor. Die überwachten Lernverfahren können dabei als universelle, sich selbst konfigurierende Funktionsapproximatoren zur Modellierung nichtlinearer, stochastischer Prozesse eingesetzt werden. Nicht Überwachte Lernverfahren approximieren selbstständig eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion über dem Eingaberaum. Es werden so unbekannte Zusammenhänge im Eingabevektor erkannt und klassifiziert.

6.4 Lern-, Optimierungs- und Suchverfahren

Schließlich bedingen noch Lernregeln das Verhalten neuronaler Netze. Eine Lernregel ist ein Algorithmus, gemäß dem das neuronale Netz lernt, für eine vorgegebene Eingabe eine gewünschte Ausgabe zu produzieren. Das Lernen erfolgt dabei durch Modifikation der Stärke von Verbindungen $w_{i,j}$ als Ergebnis der wiederholten Präsentation von Eingabemustern. Die Lernstrategien lassen sich in zwei grundlegende Kategorien eingliedern:

- überwachte Lernverfahren
- nicht überwachte Lernverfahren

Beim nicht überwachten Lernen wird der präsentierte Merkmalsraum (Eingangsdaten) selbstständig durch das künstliche neuronale Netz in verschiedene Klassen (Cluster) eingeteilt. So können komplexe Datenstrukturen auf statistisch beschreibbare Mengen reduziert, und damit Prozesse mit sich dynamisch verändernden Operatoren (vgl. Abschnitt. 2.1) kategorisiert werden.

Bei den verschiedenen überwachten Lernverfahren werden dem künstlichen neuronalen

Netz zunächst ausgewählte Trainingsmuster als Eingangsdaten präsentiert, von denen bekannt ist, dass sie einer bestimmten Klasse zugehörig sind. Ein Soll-Ist-Wert Vergleich ($o_{soll} ? o_i$) bestimmt ein Fehlermaß. Dessen Minimierung beschreibt den Lernprozess, über den eine Klassifizierung der Eingangsdaten (e_i) erreicht wird.

6.4.1 Prinzip des überwachten Lernens

Das Prinzip des überwachten Lernens soll im folgenden anhand eines beispielhaft entwickelten Lernalgorithmus nach den in Abbildung 26 und 27 (Abschnitt 6.3) gegebenen Vorgaben dargestellt werden. Das Fehlermaß (Error) $E_i = ? * (o_{soll} - o_i)$ wird aus dem Vergleich von aktuellem und erwartetem Ausgang berechnet. Dabei bestimmt die Iterationsschrittweite (oder Lernrate) $?$ mit $0 < ? < 1$ die Konvergenzgeschwindigkeit des Neurons oder des Neuronenverbandes. Die nachfolgend beschriebenen Verfahrensschritte werden bei diesem Lernprinzip durchlaufen:

1. Gewichte w_1 und w_2 initialisieren
2. Eingangsdaten e_1 und e_2 einlesen
3. Ausgangs-Sollwert o_{soll} bestimmen
Klasse A $o_{soll} = +1$
Klasse B $o_{soll} = -1$
4. Berechnung der gewichteten Summe der Eingänge (Aktivierungswert)
 $a(e_i) = w_1 * e_1 + w_2 * e_2 - w_s$
5. Ist-Ausgang o_i nach der gewählten Transferfunktion (hier: binäre Funktion) berechnen
 $o_i = +1$, wenn $a(e_i) = 0$
 $o_i = -1$, wenn $a(e_i) < 0$
6. Fehlermaß berechnen
 $E_i = ? * (o_{soll} - o_i)$
7. Gewichte modifizieren
 $w_1(t+1) = w_1(t) + ? * (o_{soll} - o_i) * e_1(t)$
 $w_2(t+1) = w_2(t) + ? * (o_{soll} - o_i) * e_2(t)$
8. Schritte 2 bis 7 wiederholen bis durch die Minimierung der Fehler ein Abbruchkriterium erreicht ist.

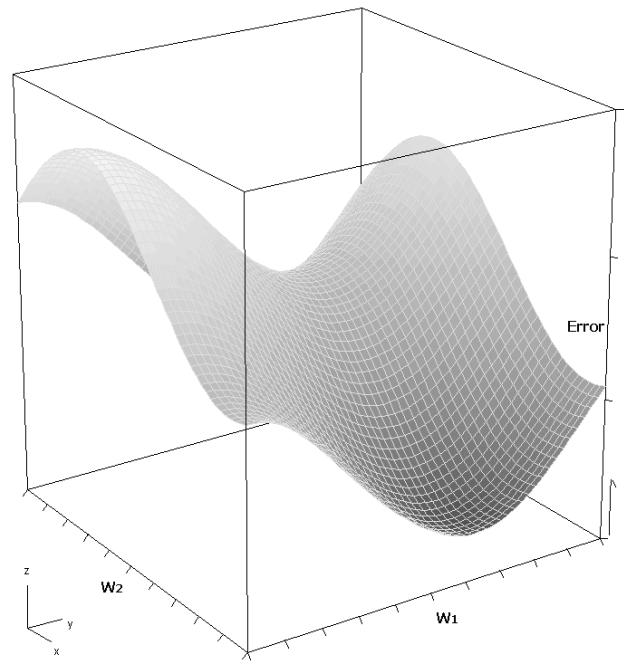


Abb. 28: Fehlermaß einer Funktion mit zwei Variablen.

In einem Neuronenverband wird das Fehlermaß über alle Ein- Ausgangsneuronen aufsummiert. Das Fehlermaß E ist definiert als die Summe der Fehler E_j für jedes Muster j und jedes Neuron i über alle Eingangsmuster M .

$$E(W_j) = \sum_{j=1}^M * E_j = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^n (o_{soll} - o_i)^2 \quad (6.9)$$

mit M als Anzahl der Eingangsmuster und n als Anzahl der Ausgangsneuronen.

Ziel des Lernprozesses ist es auch hier, den Gesamtfehler E durch iterative Modifikation der Gewichte W_j zu minimieren, so daß das künstliche neuronale Netz die Assoziation zwischen Eingabedatensatz (Merkmalsraum) und Bedeutungsdatensatz (Ausgaberaum) „lernt“. Im Prinzip kann das Lernen in künstlichen Neuronenverbänden als Minimierungsproblem aufgefasst werden. Als eine Lösung des Minimierungsproblems bietet sich das Gradientenabstiegsverfahren an. Dabei nähert sich die minimierende Funktion, mit kleiner werdenden Schritten, der Richtung der lokalen Gradienten folgend einem Minimum. Für den Fall einer Funktion mit zwei Variablen kann man die Fehlerfläche anschaulich darstellen (Abb. 28).

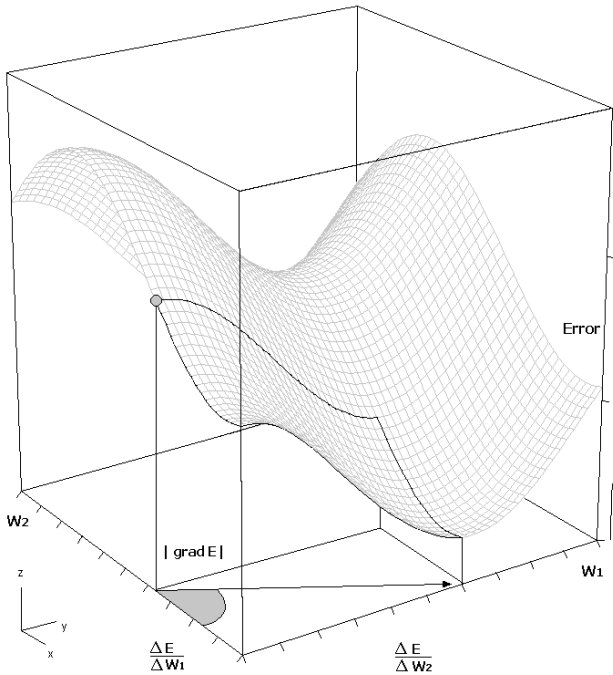


Abb. 29: Gradientenabstiegsverfahren für eine Funktion mit zwei Variablen.

Das Gradientenabstiegsverfahren für die Funktion $E = f(w_1, w_2)$ wie sie dem oben angeführten Beispiel mit zugrunde liegt, ist in Abbildung 29 graphisch dargestellt. Der Betrag des Gradientenabstiegs $|grad E|$ ergibt sich aus der Beziehung:

$$|grad E| = \sqrt{\left(\frac{\delta E}{\delta w_1}\right)_A^2 + \left(\frac{\delta E}{\delta w_2}\right)_A^2} \quad (6.10)$$

Der Winkel im Punkt A (Abb. 29) ist gegeben durch:

$$\tan \varphi = \frac{\left(\frac{\delta E}{\delta w_1}\right)_A}{\left(\frac{\delta E}{\delta w_2}\right)_A} \quad (6.11)$$

Das Detektieren von Fehlerminima mittels eines Gradientenverfahrens ist problematisch, da vorhandene lokale Minima dazu führen können, dass das Verfahren zu früh ein Abbruchkriterium erreicht, ohne dass ein globales Minimum gefunden wurde. Daher sind ergänzende, optimierende Verfahren entwickelt worden, die ein Verharren in lokalen Fehlerminima verhindern helfen (ZELL 1995).

6.4.2 Prinzip des nicht überwachten Lernens

Bei den selbstorganisierenden Karten (self organising maps: SOM) handelt es sich um einschichtige neuronale Netze mit einer Schicht aktiver Neuronen, denen evtl. Eingabeneuronen vorgeschaltet sein können, die dann eine direkte Abbildung der Eingabewerte darstellen. Über eine lokale Nachbarschaftsbeziehung der Neuronen werden in der Trainingsphase die Gewichtsvektoren derart modifiziert, dass sie den Eingaberaum räumlich geordnet repräsentieren. Das Lernverfahren der SOM ist nicht überwacht, d.h. es werden keine Sollausgaben oder Klassenzugehörigkeiten gefordert. Daher eignen sich SOM zur Detektion von Ähnlichkeitsbeziehungen hochdimensionaler Eingabebereiche, sie separieren also selbstständig Eingabedatensätze und ordnen sie diesen Klassen zu. Damit bilden sie, auf sehr elementarer Ebene, ein Modell für die Sinneswahrnehmung des Menschen als Abbildung von Aktivitätsmustern von Neuronenverbänden im menschlichen Kortex ab. Zwar sind die Areale der Großhirnrinde in ihren Funktionen im genetischen Code definiert, sie differenzieren sich bei jedem Individuum jedoch individuell aus. Es findet also unüberwachtes Lernen statt.

Die wesentlichen Anforderungen an eine selbstorganisierende Karte sind:

- Abbildung eines hochdimensionalen Eingaberaumes auf einen durch die Neuronen der selbstorganisierenden Karte definierten, niederdimensionalen Ausgaberaum unter Beibehaltung der wesentlichen Eigenschaften.
- Erhaltung der Topologie der Eingabevektoren.
- Nicht überwachtes Lernverhalten, d.h. selbstständiges Detektieren von Strukturen im Eingaberaum.

Die Netzwerktopologie Selbstorganisierender Karten ist gekennzeichnet durch einen Neuronenverband, bei dem jedes Neuron einen n-dimensionalen Vektor von Gewichten seiner Eingangsverbindungen besitzt.

$$W_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}) \quad (6.12)$$

Diese Gewichtsvektoren werden in einem unüberwachten Lernverfahren derart modifiziert, dass sie die *Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen* der Eingabevektoren (e_1, e_2, \dots, e_n) approximieren (vgl. Abschnitt 5.1). Der Neuronenverband ist untereinander über spezielle Nachbarschaftsbeziehungen verknüpft (Abb. 30).

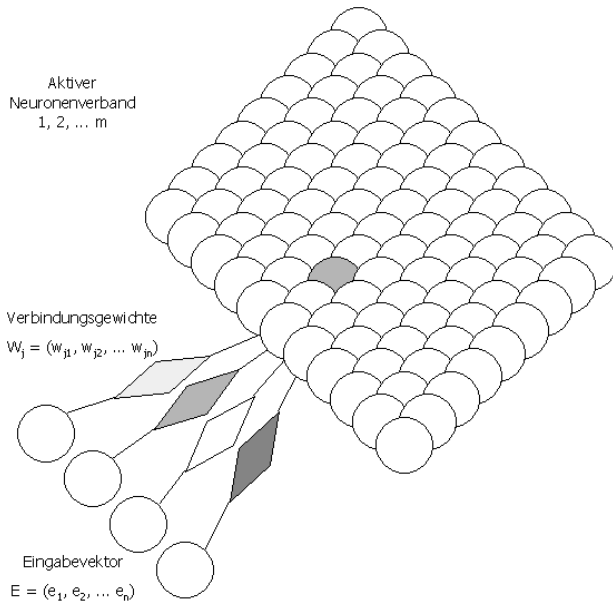


Abb. 30: Netzstruktur selbstorganisierender Karten im 2D Gitter.

Der Lernalgorithmus Selbstorganisierender Karten basiert auf dem Wettbewerbslernen, weshalb eine Metrik zur Bestimmung der Ähnlichkeit zwischen Eingabevektor und Gewichtsvektor notwendig ist. Neben dem *Euklidischen Abstand* findet auch das *Skalarprodukt* (bei normierten Vektoren) Verwendung, nachfolgend soll zunächst ersteres Verfahren erläutert werden, da es auch Verwendung in den Evaluationsprogrammen (Abschnitt 9) gefunden hat.

Die Netzeingabe net_e eines Neurons der aktiven Wettbewerbsschicht berechnet sich aus dem Euklidischen Abstand zwischen seinem Gewichtsvektor w_e und dem aktuellen Eingabevektor i (*input*)⁶.

$$net_e = \|w_e - i\| \quad (6.13)$$

Entsprechend dem Konzept des Wettbewerbslernens wird für den Eingabevektor i ein Siegerneuron ermittelt, welches ausschließlich einen Ausgabewert w_o (*output*) ungleich 0 liefert. Im Euklidischen Raum berechnet sich das Siegerneuron s aus der minimalen Distanz zwischen Gewichts- und Eingabevektor.

$$\|w_s - i\| = \min_e \{\|w_e - i\|\} \quad (6.14)$$

Ein Iterationsschritt im Lernprozess einer selbstorganisierenden Karte wird abgeschlossen, indem Gewichtsvektoren, Lernrate und Nachbarschaftsradien modifiziert werden. Formal gilt:

$$w_e^{neu} = w_e^{alt} + \Delta w_e \quad (6.15)$$

mit

$$\Delta w_e = h_{s,e}(t) * \alpha(t) * (i - w_e) \quad (6.16)$$

und

$$\lim_{t \rightarrow \infty} h_{s,e}(t) = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \alpha(t) = 0 \quad (6.17)$$

Dabei beschreiben $h_{s,e}(t)$, die Nachbarschaftsfunktion und $\alpha(t)$, die Lernrate, Faktoren, die zeitabhängig Werte annehmen, welche die topologische Umgebung des Siegerneurons im Neuronenverband beeinflussen, wobei der Zeitparameter t als Grenzfunktion gegen Null geht. Eine Hierarchie der Gewichtsvektoren ist kein Kriterium im Lernprozess. Die Nachbarschaftsfunktion definiert einen Radius um das Siegerneuron in welchem Neuronen einen Lerneffekt erhalten, wobei über die Lernrate dessen Stärke bestimmt wird. Form und Größe der Nachbarschaftsbeziehung sowie die Lernrate sind Regelgrößen, die sehr feinkörnige Optimierungsoptionen im Lernprozess darstellen. Ist die Lernrate als monoton fallende Funktion mit $0 < \alpha(t) < 1$ hinreichend beschrieben⁷, existieren unterschiedliche Nachbarschaftsfunktionen,

⁶ Formale Beschreibung im folgenden in vektorieller Schreibweise.

⁷ In Abschnitt 10 (Ausblick) werden aus den Erfahrungen der Anwenderpraxis heraus erweiternde Funktionen vorgeschlagen.

von denen zwei nachfolgend beschrieben werden sollen.

Die einfachste Realisierung einer Nachbarschaftsfunktion ist die sogenannte Bubble-Funktion. Sie nimmt lediglich die Funktionswerte Eins oder Null an, d.h. sie beantwortet die Frage ob ein Neuron als Nachbar des Siegerneurons gilt mit ja oder nein.

$$h_{s,e}^{bubble}(t) = \begin{cases} 1 & \text{falls } e \in N_{r(t)}(s) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.18)$$

Dabei beschreibt $N_{r(t)}(s)$ die Nachbarschaftsmenge des Siegerneurons $\{s\}$ mit dem Radius r zum Zeitpunkt t .

Alle Neuronen in der so definierten Nachbarschaft werden gleich gewichtet, d.h. ihre Gewichtsvektoren werden in Richtung des Eingabevektors mit einem konstanten Faktor verschoben. Um den Betrag der Entfernung zum Siegerneuron in eine Gewichts Anpassung mit einzubeziehen müssen andere Nachbarschaftsfunktionen definiert werden. Eine häufig gewählte Funktion, die dieses Kriterium erfüllt, ist die Gaußfunktion.

$$h_{s,e}^{gauss}(t) = \frac{1}{\sigma(t)\sqrt{2\pi}} * \exp\left(-\frac{\|r_s - r_e\|^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (6.19)$$

Die Varianz der Gaußfunktion $s(t)$ definiert dabei die Stärke der Gewichts Anpassung der Wettbewerbsneuronen in Bezug zu ihrem Gitterabstand zum Siegerneuron (Abb. 31).

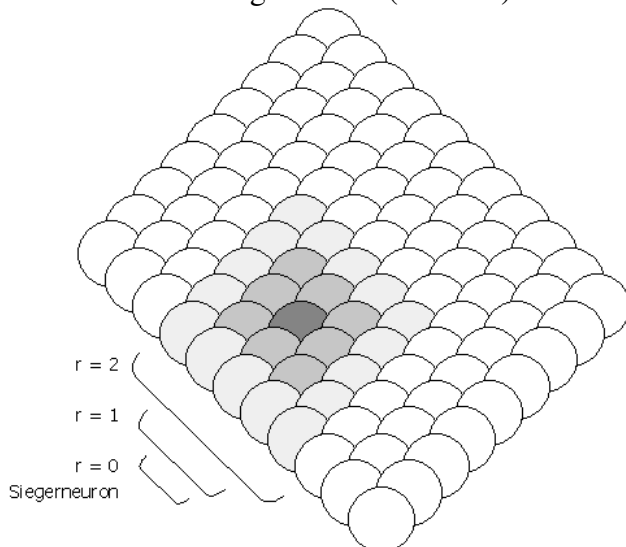


Abb. 31: Nachbarschaftsmengen in einem zweidimensionalen, quadratischen Neuronengitter.

Neben den o.g. Methoden der Nachbarschaftsbildung gibt es noch eine Reihe anderer Distanzfunktionen, wie z.B. die zylindrische oder konische Nachbarschaftsfunktion sowie auch Funktionen, die bereichsweise negative Funktionswerte annehmen können (Mexican Hat-Funktion). Die Beschreibung der Verfahren beschränkt sich auf die Herleitung des Funktionsprinzips (Bubble-Funktion) und die im Evaluationsprogramm eingesetzten Funktionsbausteine (Gaußfunktion).

7 Allgemeine Angaben zum Talsperrenprojekt

Die geplante Talsperre Leibis/Lichte liegt südlich von Unterweißbach im Thüringer Schiefergebirge im Tal der Lichte.

Die Lichte hat hier ein schmales Kerbsohlental mit 200 - 270 m hohen Steilhängen geschaffen (siehe auch Fototafel im Anhang B.6). Das Absperrbauwerk ist als Gewichtstaumauer mit gerader Achse und einer Kronenlänge von 372 m bei einer Höhe von 93,5 m über Talgrund geplant. Das Betonvolumen wird ca. 620.000 m³ betragen.

Der ca. 3,5 km lange Stauraum reicht mit der Stauwurzel im Lichtetal bis zur Vorsperre Deesbach und ca. 1,8 km in das Schlagebachtal hinein. Das maximale Stauraumvolumen beträgt ca. 39 Mio m³. Im Anhang sind ausgewählte Profile, Plandarstellungen sowie eine Fotodokumentation zusammengefasst.

Das Nutzungskonzept des Bauvorhabens sieht eine Rohwasserabgabe zur Trinkwasseraufbereitung von maximal 88 000 m³/Tag vor. Das Absperrbauwerk dient zudem dem Hochwasserschutz und wird zur Energiegewinnung mit einer geschätzten Abgabeleistung von 730 kW genutzt.

7.1 Kurzbeschreibung des Bauvorhabens

Das Gesamtvorhaben der TS Leibis/Lichte umfaßt 2 Ausbaustufen:

1. Ausbaustufe:

Abgeschlossen und 1992 in Betrieb genommen.

- Talsperre Deesbach,
- Katzeüberleitung (Übergangslösung mit provisorischer Verbindungsleitung zum Lichtestollen),
- Lichtestollen und Verbindungsleitung zum Wasserwerk Zeigerheim,
- Wasserwerk Zeigerheim (1. Ausbaustufe),
- Fernwasserleitungen (1. Ausbaustufe),

2. Ausbaustufe:

Abschluss voraussichtlich im Frühjahr 2005

- Talsperre Leibis/Lichte,
- Talsperre Deesbach wird zur Vorsperre, Katzeüberleitung (definierte Lösung mit Auslauf in die TS Leibis)
- Wasserwerk Zeigerheim (2. Ausbaustufe) und
- Fernwasserleitungen (2. Ausbaustufe).

Der derzeitige Rahmenterminplan sieht eine Fertigstellung der Trinkwassertalsperre für 2004 vor. Wichtige Kenndaten der Talsperre Leibis sind tabellarisch im Anhang (A.4) zusammengefasst.

7.2 Regionale Geologie

Die Talsperrenanlage und ihr hydrologisches Einzugsgebiet liegen auf der SE-Flanke des Schwarzburger Antiklinoriums. Diese Baueinheit und die daran angrenzende Thüringer-Wald-Einheit sind zu känozoischer-mesozoischer Zeit quer zum erzgebirgisch streichenden Faltenbau des variszischen Gebirges aus dem mesozoischen Deckgebirge horst-artig als Scholle herausgehoben worden.

Den Felsuntergrund des Talsperrenbereichs bilden die ordovizischen Gesteinsfolgen der Phycodengruppe. Diese Einheiten wurden in der sudetischen Gebirgsbildungsphase an der Wende Unter-/ Oberkarbon gefaltet, geschiefert und an Längs- und Querstörungen versetzt. Die

mit der Gebirgsbildung einhergehende schwache Regionalmetamorphose überprägte die ordovizischen Ablagerungen anchimetamorph bis epizonal-grünschieferfaziell.

7.3 Trennflächengefüge

Im Bereich der Maueraufstandsfläche steht unter einer relativ gering-mächtigen Lockergesteinsdecke (Hangschutt, Niederterrassenschotter, Auelehme) eine verhältnismäßig gleichförmige Folge von graublauen bis grauen Ton-Schluffschiefern mit feinquarzitischen Lagen an (Graublaue Phycodenschiefer - OPh S 2 - des Ordovizium). Das Gesteins- und Gebirgsgefüge weist die für diesen Teil des Thüringischen Schiefergebirges charakteristischen Merkmale auf (Abb. 32):

- eine sedimentationsbedingte Schichtung mit Bankungsfugen als vorgegebenen Trennflächen (ss),
- Transversalschieferung mit ablösenden Großschieferungsflächen (sf),
- Querklüfte (ac).

In Zusammenhang mit der Wasserwegigkeit des Gebirges im Bereich der Staumauer ist dem Gefügeelement der Bankungsfugen (ss) am westlichen Hang besondere Beachtung zu geben, wo sie Flächen von nicht selten über 100 m² einnehmen. Die Abstände der Schichtfugen sind bereichsweise unterschiedlich (vom Dezimeterbereich bis über 2 m). Im Mittel liegt der Trennflächenabstand bei ca. 1,5 m. Im Zuge der Gebirgsenlastung während der Talbildung des Lichtetals haben Dilatationsprozesse auf den hangwärts einfallenden Schichtflächen die Durchlässigkeit des Gebirges erhöht. Etwa 30 bis 50% der durch diese Prozesse geöffneten Schichtfugen des westliche Talhanges weisen einen Ton- Schluffbelag auf. Dabei handelt es sich um Einspülungen von Feinmaterial aus der oberflächennahen Verwitterungszone, evtl. auch aus Störungsmyloniten in offene Schichtfugen. Die Mächtigkeit der Beläge variiert, abhängig von der Öffnungsweite der Schichtfugen, von ca. 1 mm bis ca. 40 mm.

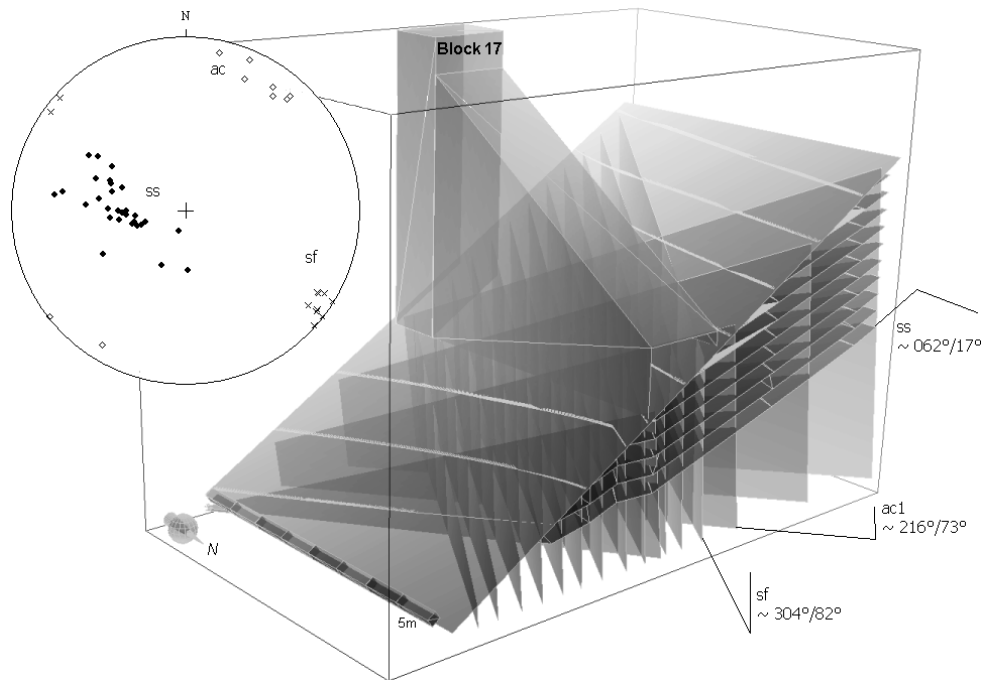


Abb. 32: 3D Skizze des Trennflächengefüges am westlichen Hang; Lagenkugeldarstellung: untere Halbkugel, Polpunktdarstellung (49 Werte, eigene Messungen).

Die Eigenschaften dieses Gefügeelementes wird im folgenden Gegenstand weiterer Betrachtungen sein.

7.4 Ingenieurgeologische Erkundungsarbeiten

Im Rahmen der ingenieurgeologischen Erkundungsarbeiten wurden bis Herbst 2001 mehr als 5600 Bohrmeter abgeteuft, ca. 265 m Untersuchungsstollen und ein Großschurf mit 57270 m² aufgefahen sowie zahlreiche Gefügemessungen, WD- und Injektionsversuche, verschiedene felsmechanische in-situ-Großversuche und Spezialversuche durchgeführt.

Im Auftrag der WWD- Werra- Saale wurde in einer 1. Erkundungsphase der Talsperrenstandort von 1977-1979, und in einer 2. Erkundungsphase von 1987-1991 durch den VEB GFE Jena bzw. die GLU Jena ingenieurgeologisch untersucht und die Ergebnisse im „Komplexen Baugrundgutachten“ vom Juni 1991 zusammengefasst. Von 1992-1995 erfolgten durch die HPI Erfurt Ergänzungsuntersuchungen, und u.a. auch weitere WD- und Injektionsversuche.

Bohrungen mit WD-Prüfungen und Zementinjektionen:

Feststoffinjektionen im Baugrund von Talsperren haben zum einen den Zweck Wasserrumläufigkeiten zu verhindern, haben aber auch baustatische Relevanz indem sie im Zusammenspiel mit Drainagebohrungen den Sohlwasserdruck in der Gründungsfuge reduzieren und somit den Auftriebskräften entgegenwirken.

Die Abpreßversuche im Bereich der Mauer aufstandsfläche sollten einerseits die Materialbeschaffenheit und den Zustand des Trennflächengefüges im tieferen Felsuntergrund erkunden und andererseits quantitative Aussagen über die Wasserdurchlässigkeit und Injizierbarkeit liefern.

In der zweiten Erkundungsphase (1987-1991) wurden 19 Bohrungen mit insgesamt 830 Bohrmeter und Einzelteufen zwischen 80 und 20 m niedergebracht. Im Regelfall erfolgte in den Kernbohrungen (Ø 76 mm) die Wasserdurchlässigkeitsprüfungen (WD-Tests) mittels tiefgehendem Packer in jeweils 3 m langen Bohrlochabschnitten bei einem Druck von 0,3 MPa und einer Prüfdauer von 5 min.

Im Bereich des Großschurfs schloss sich an die WD-Messung die Feststoffinjektion im gleichen Bohrlochabschnitt - ebenfalls mit tiefgehendem Packer - an. Danach wurden die

gehendem Packer - an. Danach wurden die Bohrlöcher mit einer Zement-Wasser- Suspension verpreßt.

Um einen optimalen Dichtungserfolg zu erzielen, wurde häufig während der Injektion das Mischungsverhältnis Wasser (W) : Zement (Z) von 4 : 1 bis 1 : 1 verändert.

In den Ergänzungsuntersuchungen von 1992-1995 wurden vor dem Erkundungsstollen 2 im Großschurfbereich (westlicher Talhang) sechs Schrägbohrungen im vorgegebenen Raster zu 2 Reihen mit je 3 Bohrungen schlagend niedergebracht. Der Abstand zwischen den Reihen wurde auf 2 m festgesetzt. Die Bohrungen wurden bis auf 20 m abgeteuft.

Die Wasserdurchlässigkeitsprüfungen (WD-Test) erfolgten mittels Packer in jeweils 5 m langen Bohrlochabschnitten bei einem maximalen Prüfdruck von 1 MPa und einer Prüfdauer für die einzelnen Druckstufen von 10 Minuten. Nach Erreichen der Endteufe von 20 m wurden die Bohrlöcher von unten nach oben mit Injektionsgut verpreßt.

Zudem wurden Versuche durchgeführt, die dem Ziel dienen die hydraulische Leitfähigkeit einzelner Trennflächenpopulationen zu quantifizieren. Die Ergebnisse dieser Spezialversuche wurden nach dem Verfahren von RISSLER (1977, 1984) zu Durchlässigkeitsbeiwerten von Einzelkluftscharen umgerechnet (s. Abschnitt 7.6).

Als vorläufiges Ergebnis dieser Untersuchungen wurde die Bemaßung des Injektionsschleiers wie folgt vorgeschlagen:

Der Injektionsschleier wird zweireihig, auf Lücke versetzt mit einem Bohrlochabstand von 3m und einem Reihenabstand von 2m ausgeführt.

Die Teufen der Injektionsbohrungen unter Gründungssohle betragen:

Westlicher Hang:	bis max. 38m
Talsole:	bis ca. 23m
Östlicher Hang:	abnehmend bis auf 5m

Eine zunächst vorgeschlagene bereichsweise Neigung der Injektionsbohrungen hatte das Ziel die Schieferung senkrecht anzuschneiden, wurde jedoch aus bautechnischen Gründen später zurückgenommen.

Die endgültige Bemaßung der Injektionsarbeiten wird jedoch auch durch die Ergebnisse der WD Versuche im direkten Vorlauf der Injektionsarbeiten beeinflusst.

Im Zusammenhang mit dem hydraulisch/mechanischen Wirkungsgefüge des Systems erfüllt der Injektionsschleier neben der Vermeidung von Wasserumläufigkeiten auch die Funktion, den Sohlldruck in der Gründungsfuge des Bauwerkes zu reduzieren. Dies geschieht in Zusammenspiel mit Drainagebohrungen, die luftseitig des Injektionsschirmes in einem Winkel von ca. 20° abgeteuft werden. Der Erfolg dieser Maßnahmen kann im Betriebszustand des Bauwerkes durch Messungen an Sohlwasserdruckglocken (SWD) überprüft werden.

7.5 Der WD-Versuch im klüftigen Fels

Zur Ermittlung der Wasserdurchlässigkeit in klüftigem Fels ist der Wasserabpressversuch (WD-Versuch) nach LUGEON (1933) der am häufigsten angewendete Versuch. Zudem dient er der Überprüfung der Notwendigkeit von Abdichtungsmassnahmen im Untergrund und deren Erfolgskontrolle. Das Versuchsprinzip beruht darauf, daß in einem abgedichteten Bohrlochabschnitt Wasser mit einem definierten Verpressdruck p_0 in das Gebirge abgepresst wird (Abb. 33). Dabei wird im Idealfall, nach Erreichen eines stationären Zustandes, die pro Zeiteinheit verpresste Wassermenge Q gemessen.

Zur Beurteilung eines belastungsabhängigen Durchlässigkeitsverhaltens wird dieser Versuch als sogenannter Stufendruckversuch durchgeführt. Hier wird der Verpressdruck stufenweise bis zum Erreichen eines Maximalwertes gesteigert und anschließend in den gleichen Intervallen wieder abgesenkt⁸. Der Versuch kann sowohl oberhalb als auch unterhalb des Kluftwasserspiegels im Gebirge mit hoher und geringer Durchlässigkeit durchgeführt werden. Bei einem ausreichend dichten Raster von Versuchsbohrungen kann trotz der oft als gering ange-

⁸ Weitere Erläuterungen im Zusammenhang mit der Durchführung von WD-Versuchen: Empfehlung Nr. 9 des Arbeitskreises 19, „Versuchstechnik Fels“, Deutsche Gesellschaft für Erd- und Grundbau, DIN 4021, Teil 3.

nommenen Reichweite des Einzelversuches die Wasserdurchlässigkeit des Gebirges in einem größeren Areal abgeschätzt werden (HEITFELD 1991).

Die Darstellung der Messergebnisse als Druck-Mengen Beziehung, wobei die pro Zeiteinheit abgepresste Wassermenge Q auf die Länge des Testabschnittes bezogen wird, erlaubt Rückschlüsse auf die belastungsabhängige Transmissivität im geklüfteten Fels. Ein linearer Zusammenhang zwischen dem Verpressdruck p_0 und der pro Zeiteinheit abgepressten Wassermenge Q deutet auf ein laminares Fließregime hin. Eine *unterproportionale* Zunahme der Wassermenge Q bei zunehmenden Verpressdruck p_0 weist auf das Auftreten turbulenten Fließens hin. Mechanische Einflüsse im Kluftegestein können sich schliesslich in einem *überproportionalen* Anstieg der Wassermenge Q in Abhängigkeit zum Verpreßdruck p_0 bemerkbar machen. In der Baupraxis treten jedoch häufig Mischformen auf, die von den beschriebenen Druck-

Mengen Beziehungen abweichen und im Kontext weiterer Meß- und Versuchsdaten interpretiert werden müssen. In Abschnitt 8 werden differenziertere Klassifizierungen, wobei unterschiedliche Grundtypen von Kurvenverläufen vorgeschlagen werden, erläutert.

Das Ableiten von Sedimentationsprozessen bzw. erosiven Prozessen im Klufttraum oder Verformungsprozessen während des WD-Versuchs aus den verschiedenen Druck-Mengen Beziehungen ist durch das hohe Fehlerpotenzial der Versuchsanordnung problematisch. So ist durch den Verpressvorgang des Versuches selbst der natürliche Spannungszustand des Gebirges lokal verändert, was direkt die Durchlässigkeit im Versuchsabschnitt beeinflusst. Das Erreichen stationärer Strömungsverhältnisse, bei vielen Auswerteverfahren gefordert, kann oft erst nach langen Versuchszeiten gewährleistet werden und ist zudem schwer zu überprüfen. Aus Messergebnissen von ca. 800 WD-Tests unterschiedlicher Lokationen folgert HOULSBY (1976), daß der Einfluss der Verformbarkeit des Klufttraumes auf den Feldversuch relativ gering ist. Dem widersprechen z.B. HARTMANN (1995) und SCHETELIG & SCHENK (1978) und stellen Wasserabpressversuche vor, bei denen der Einfluss der Verformbarkeit von Trennflächen und Gebirge auf das Versuchsergebnis deutlich wird. Unabhängig vom Verlauf der Druck-Mengen Beziehung und dem daraus ableitbaren Verformungsverhalten im Kluftwasserleiter wird in der Baupraxis häufig die Wasseraufnahme W zur Beurteilung der Notwendigkeit oder der Kontrolle von Abdichtungsmaßnahmen ermittelt. Die Wasseraufnahme W entspricht einer auf den Verpressdruck p_0 und der Länge des Versuchsabschnittes im Bohrloch bezogenen, pro Zeiteinheit verpressten Wassermenge Q . Diese wird i.d.R. auf einen Druck von 1 MPa und 1m Bohrlochabschnitt bezogen und als *Lugeon Wert* bezeichnet. Dieser Wert ist jedoch nur als Vergleichswert zur Wasserwegigkeit des Gebirges aufzufassen und erlaubt subjektiv unterschiedliche Einschätzungen. So machen verschiedene Autoren voneinander stark abweichende Vorschläge für Abdichtungskriterien auf der Grundlage von WD Versuchen, wobei der Lugeon Wert als eine Art Faustregel herangezogen wird. Eine Übersicht und eine Diskussion dieser Einschätzungen geben z.B. EWERT

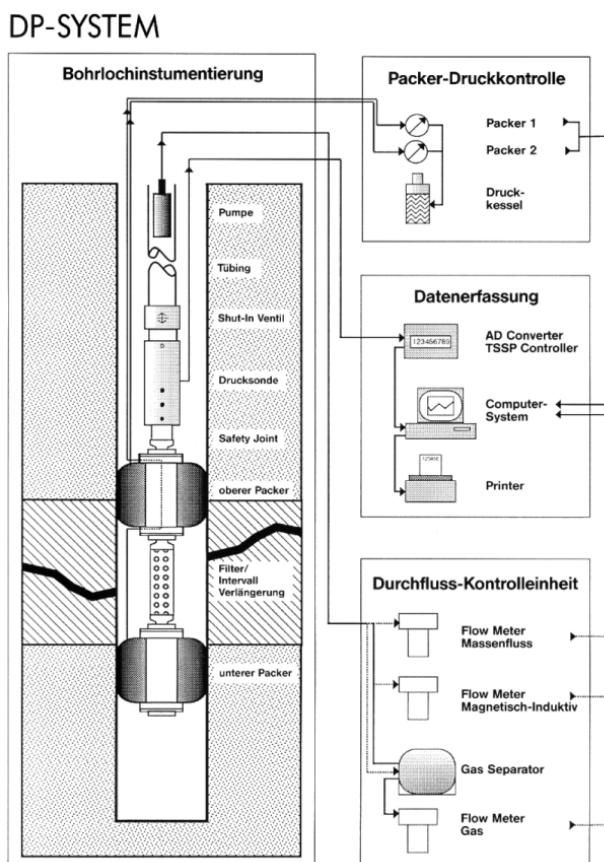


Abb. 33: Versuchsanordnung: Doppelpackersystem (Fa. Comdrill, Geotechnik).

(1991) und KUTZNER (1991). Kritischer noch müssen empirische Formeln beurteilt werden, die die Tiefe eines Injektionsschleiers allein auf die Höhe des Absperrbauwerkes beziehen (z.B.: $t_{\text{(Teufe)}} = 2/3 \text{ Bauwerkshöhe}$), ohne die geologischen Verhältnisse oder auch die Bauwerksgeometrie zu berücksichtigen.

7.6 Auswertung und Interpretation von WD-Versuchen

Die Problematik in der Durchführung und Auswertung von WD Versuchen liegt zum einen in methodischen Fehlerquellen, die sich aus der Komplexität der Versuchsdurchführung begründen und zum anderen in der Schwierigkeit zuverlässige Zuordnungen von Verpressmengen (Q_{WD}) und Durchlässigkeitsbeiwerten (k_f) zu formulieren.

Die in Abschnitt 3 beschriebenen grundlegenden Ansätze zur Abbildung hydrologischer Prozesse sollen im folgenden im Hinblick auf die im Talssperrenprojekt Leibis/Lichte verfügbaren, und zur Ableitung bautechnischer Konsequenzen entscheidenden Informationen näher spezifiziert werden. Entscheidend für die Bemessung von Abdichtungsinjektionen sind im wesentlichen die Ergebnisse von WD- und Injektionsversuche, für deren Interpretation in der Literatur unterschiedliche Vorschläge gemacht werden.

Zur Quantifizierung der Transmissivitäten im Gebirge aus den Ergebnissen von WD-Versuchen werden drei unterschiedliche Modellkonzepte verfolgt:

Kontinuummodelle:

Zunächst können die aus Porenwasserleitern bekannten, auf Darcy zurückgreifenden Modellvorstellungen zur Wasserdurchlässigkeit in Lockergesteinen auf den Fels übertragen werden. Dabei wird die Versuchsumgebung als homogenes, isotropes Ersatzmedium angenommen. Bereits in SNOW 1965 wird vorgeschlagen, für die gegebenen Geometrien einer Population des Trennflächensystems, bestimmt durch ihre Raumstellung, Spaltweite und mittlerem Abstand, richtungsabhängige Durchlässigkeiten in Form eines Tensors zu berechnen. Für das Gesamtsystem der verschiedenen Kluftgenerationen lassen sich durch deren Ü-

berlagerung ebenfalls Durchlässigkeitstensenoren ermitteln.

Diskontinuumsmodelle:

Betrachtet man den Fels als Diskontinuum kommunizierender planarer Elemente kann man zur Auswertung von WD-Versuchen unterschiedliche Spaltströmungsmodelle heranziehen. Je nach den durch die Zielsetzung des Modells gegebenen Randbedingungen lassen sich die Prozesse im Trennflächensystem über Differentialgleichungssysteme mathematisch beschreiben, und z.B. mittels der Methoden der Finiten Elemente räumlich diskret nachbilden KOLDITZ 1994a. Diskontinuierliche Modellansätze können auch zur Beschreibung singulärer Unstetigkeiten, wie z.B. Störungszonen herangezogen werden, wobei diese Modelle meist auf den Ergebnissen von Spezialversuchen (Einzelkluftmessungen) basieren.

Empirische Modelle:

Aus der Korrelation gemessener Sickerwassermengen, mit den Ergebnissen durchgeführter WD-Versuche, leitet HEITFELD (1965) erstmals einen empirischen Zusammenhang zwischen verpresster Wassermenge Q und Wasserdurchlässigkeiten ab. Weitere Untersuchungen von SCHRAFT & RAINBOW (1984) und HEITFELD & HEITFELD (1992) ergänzen die Verlaufskurven von Q_{WD} -- k_f Beziehungen auf andere geologische Verhältnisse und lassen zuverlässigere Bewertungen dieser empirischen Zuordnungen zu.

Außer bei den empirischen Zuweisungsvorschriften, die die Erfahrungen im Umgang mit WD Versuchen aus vielen Talssperren-, Tunnelbau- und Deponieprojekten widerspiegeln, müssen für die Berechnung von Durchlässigkeitsbeiwerten im Kluftgestein funktionale Abbildungen auf der Grundlage theoretischer Ansätze oder den Ergebnissen von WD Versuchen formuliert werden. Diese Ansätze werden in den Abschnitten 7.6.1 und 7.6.2 skizziert.

7.6.1 Grundlagen der Strömungslehre im Festgestein

Generell kann man das System wasserleitender Elemente im Fels auf die Wirksamkeit des Trennflächengefüges reduzieren, da die Matrixdurchlässigkeit in geringdurchlässigen Gesteinen ein zu vernachlässigender Faktor wird. Das System Fluid -- Gestein wird durch den Durchlässigkeitsbeiwert k_f beschrieben, der die Dimension einer Geschwindigkeit [m/s] hat. Im Gegensatz zum Permeabilitätstensor K werden die Fluideigenschaften der dynamischen Viskosität η und der Dichte ρ berücksichtigt:

$$k_f = K * \frac{\rho * g}{\eta} \quad (7.1)$$

wobei g der Erdbeschleunigung entspricht.

Die hydraulische Leitfähigkeit einer Einzelkluft mit der Öffnungsweite $2a_i$ beträgt nach SNOW (1965):

$$k_f = (2a_i) * \frac{\rho * g}{12 * \eta} \quad (7.2)$$

Diese Beziehung folgt der grundlegenden Annahme, daß das Grundwasser in einer Kluft ein parabolisches Geschwindigkeitsprofil aufweist. Für ein stationäres System ist dann die mittlere Fließgeschwindigkeit v_f in einer Kluft

$$v_f = k_f * i \quad (7.3)$$

wobei i der hydraulische Gradient entlang der Kluftfläche ist.

Gemäß dem Gesetz von DARCY ist der Durchfluss Q , bezogen auf eine Fläche F , durch die Beziehung

$$v_f * F = Q \quad (7.4)$$

gegeben. Demnach gilt für den Durchfluß pro Einheitsbreite einer Kluft:

$$Q = (2a_i)^3 * \frac{\rho * g}{12 * \eta} * i \quad (7.5)$$

Diese Relation ist auch unter dem Begriff *cubic law* bekannt. Der Durchfluß ist proportional der dritten Potenz der Kluftöffnungsweite $2a_i$ und damit maßgeblich abhängig von einem Parameter, der im Gelände oft schwer zu bestimmen ist.

Mit der Anzahl von n Trennflächen, mit einem mittleren Abstand d erhält man zur Berechnung der Durchflußmenge in der Prüfetage des Bohrloches die Gleichung:

$$\sum_n Q = n(2a_i)^3 * \frac{\rho * g}{12 * \eta} * i \quad (7.6)$$

Die Filtergeschwindigkeit kann nach DARCY mittels des Durchlässigkeitsbeiwertes gemäß der Beziehung

$$k_f = \frac{v_f}{i} = \frac{(2a_i)^2}{d} * \frac{\rho * g}{12 * \eta} \quad (7.7)$$

bestimmt werden.

Die Anwendbarkeit derart idealisierter Modellvorstellungen mit konstanter Kluftweite, hydraulisch glatten Kluftwänden in einem unendlich ausgedehnten, eindimensionalen System, ist in der Praxis stark eingeschränkt. Die Heterogenität der Fließwege ist durch die Variabilität der Raumlagen, Ausdehnung, Öffnungsweiten, Rauigkeit und Morphologie, eventueller Kluftbelege, sowie der räumlichen Konfiguration und Vernetzung des Kluftsystems bestimmt. Der Habitus einer Kluft wird in manchen Modellkonzepten beispielsweise als Rauigkeitsfaktor zwar berücksichtigt, jedoch ist eine Bestimmung dieser Faktoren in größeren Modellmaßstäben schwierig und fehlerbehaftet. So scheint es unmöglich, oder zumindest nicht praktikabel, eine geschlossene Beschreibung hydrodynamischer Prozesse im Kluftgrundwasserleiter zu entwickeln.

Im Zusammenhang mit der Erkundung des Baugrundes von Absperrbauwerken hat sich deshalb die Wirkungsanalyse des hydrodynamischen Systems anhand von Wasserabpressver-

suchen (WD Versuch) und Injektionsversuchen durchgesetzt. Aus dem WD Versuch kann indirekt auf verschiedene Attribute der Kluftmatrix, wie z.B. die effektive Kluftöffnungsbreite oder den Durchlässigkeitsbeiwert (k_f) geschlossen werden.

7.6.2 Auswerteverfahren auf der Basis theoretischer Zuordnungsvorschriften

Die anzuwendenden Verfahren zur rechnerischen Auswertung von WD Versuchen sind abhängig vom betrachteten Modellmaßstab, dem gewählten Kontinuumansatz und dem zugrundegelegten Fließregime (stationär/instationär). Desweiteren werden diese funktionalen Abbildungen von einer Vielzahl modellbeschränkender Annahmen begleitet. Ziel der Auswerteverfahren ist es, aus dem Durchlässigkeitsversuch hydrologische Kennwerte, wie Transmissivität, Speicherkoeffizient und schließlich einen Durchlässigkeitsbeiwert zu ermitteln, um die tatsächlichen Strömungsvorgänge quantitativ beurteilen zu können. Eine Übersicht über die verschiedenen, fallbezogenen Berechnungsansätze liefert HEITFELD & HEITFELD (1989).

Für den Fall der Auswertung von Einzelkluftmessung, unter Annahme eines homogenen, isotropen Kontinuum und stationärer Fließverhältnisse, kann auf Berechnungsansätze zurückgegriffen werden, die im wesentlichen auf der Brunnenformel von DEPUIT-THIEM basieren.

$$k_f = \frac{Q_{WD}}{2\pi * L * (h_o - h)} \ln \frac{r}{r_o} \quad (m/sec) \quad (7.8)$$

mit:

L	= Länge der Verpressstrecke	[m]
h_o	= Druckhöhe der Verpressbohrung	[m]
h	= Druckhöhe im Abstand r	[m]
r_o	= Radius der Verpressbohrung	[m]
Q_{WD}	= Wasseraufnahme im WD Test	[m ³ /sec]

Wenn die Druckhöhe h , und damit auch der Radius der Verpressbohrung r nicht durch zusätzliche Messungen in Pegelbohrungen gegeben sind, müssen Schätzwerte angenommen werden, die als heuristische Variable in die Berechnung eingehen.

Für den beschriebenen Berechnungsansatz müssen folgende Voraussetzungen erfüllt sein:

- Homogenität
- Isotropie
- wassergesättigtes Millieu
- Radialsymmetrie
- offenes System
- Verpressstrecke kann als Linienquelle angesehen werden
- stationäres Verhalten (starrer Kluftkörperverband, keine Erosionsvorgänge, keine Kompression des Mediums)
- keine Veränderung des GW Spiegels durch den Versuch

Insbesondere der Forderung dieses Auswerteverfahrens nach stationären Verhältnissen während des WD Versuchs kann in der Versuchspraxis selten nachgekommen werden, da diese sich nach Erfahrungswerten erst bei Versuchszeiten von 1-3 Stunden einstellen. In die Berechnung des k_f Wertes geht damit ein Wert ein, der nicht den Randbedingungen genügt.

Im instationären Regime kann eine Auswertung der WD Versuche nach der Brunnenformel von THEISS (1935) erfolgen.

$$k_f = \frac{Q_{WD}}{4\pi * L * \Delta h} W(u) \quad (m/sec) \quad (7.9)$$

wobei:

$$u = \frac{r^2 * S}{4K * L * t} \quad (7.10)$$

mit:

Δh	= Druckhöhenänderung	[m]
S	= Speicherkoeffizient	[l]
t	= Verpresszeit	[sec]
L	= Länge der Verpressstrecke	[m]
r	= Abstand	[m]

Turbulentes Fließverhalten wird auch hier nicht berücksichtigt, jedoch wurden in der Vergangenheit spezielle Versuchsanordnungen bzw. Messmethoden entwickelt und eingesetzt, die diese Verfahrensbeschränkungen aufheben SCHNEIDER (1987). In der Baupraxis finden diese Verfahren bislang wenig Anwendung.

Aus diesen Auswertungen läßt sich jedoch kein richtungsabhängiger Wert der hydraulischen Leitfähigkeit ableiten. Daher muß die Raumstellung der wasserleitenden Elemente in die Betrachtung der Hydrodynamik integriert werden. Neben statistischen Auswerteverfahren (SNOW 1965) kann dies durch gezielt angesetzte Bohrungen unterschiedlicher Richtung und Neigung geschehen, so dass die Wasserdurchlässigkeit von Trennflächen unterschiedlicher Raumstellung und Generationen getrennt voneinander bestimmt werden kann. Ein Problem stellt auch hier die komplexe Versuchsanordnung dar. Auf dieser Versuchsstrategie basierend hat RISSLER (1984) für die Bestimmung des Durchlässigkeitsbeiwertes einer Schar paralleler Trennflächen folgende Beziehung abgeleitet:

$$k_f = \frac{Q_{WD}}{2 * L * \frac{P_o}{\gamma_w} * \pi} \ln \frac{R}{r_o} \quad (m/sec) \quad (7.11)$$

mit:

L	= Länge der Verpressstrecke	[m]
P_o	= Wasserdruck der Messstrecke	[m]
R	= rechnerische Versuchsreichweite	[m]
r_o	= Radius der Verpressbohrung	[m]
Q_{WD}	= Wasseraufnahme im WD Test	[m ³ /sec]
γ_w	= Wichte des Wassers	[kN/m ³]

Für R wird angenommen: $10m = R = 100m$

Damit ist ein Ansatz gegeben, im kleinräumlichen Maßstab, Strömung in Einzelklüften diskontinuierlich zu beschreiben. Das Verfahren basiert auf folgenden Bedingungen:

- Die Versuchsbohrungen schneiden die betreffende Trennflächenschar +/- senkrecht
- radialsymmetrisches Strömungsregime
- laminare Strömung
- stationäre Strömungsverhältnisse

Diese Methode hat auch Eingang in die Empfehlungen des Arbeitskreises 19 der DGEG - Versuchstechnik Fels, Wasserdruckversuche im Fels - gefunden. Sie wurde im Talsperrenprojekt Leibis/Lichte zur Auswertung von WD Einzelkluftmessungen angewendet.

7.6.3 Auswerteverfahren auf der Basis empirischer Zuordnungsvorschriften

Abbildung 34 stellt die allgemeinen Randbedingungen hydrologischer Modellkonzepte im Kluftgestein in eine Dreiecksbeziehung, wobei nicht alle möglichen Kombinationen darstellbar sind. Es kann jedoch z.B. die Lage des Anwendungskonzeptes der im folgenden dargestellten empirischen Modellkonzepte abgebildet werden.

Die *flächenhafte* Auswertung von WD Versuchen, z.B. im Maßstab der Maueraufstandsfläche eines Absperrbauwerkes, liefert gemittelte Werte der Durchlässigkeit des Kluftgrundwasserleiters. In diesem Fall kann das empirisch ermittelte Formelinventar der Autoren HEITFELD (1965), SCHRAFT & RAINBOW (1984), HEITFELD & HEITFELD (1992) u.a. zur Anwendung kommen (Abb. 35).

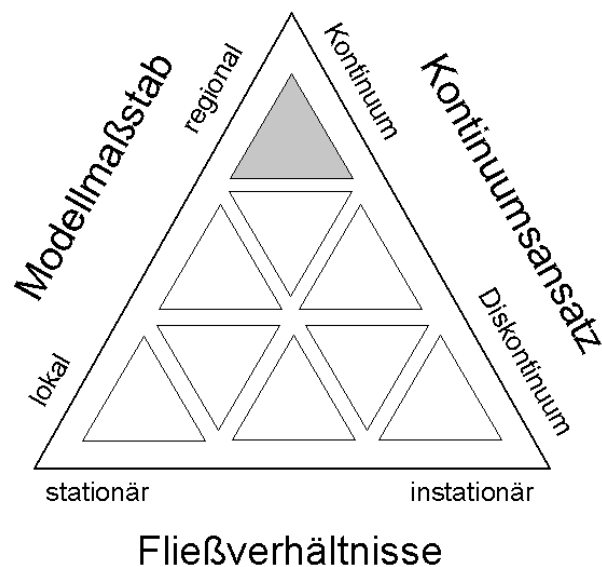


Abb. 34: Randbedingungen hydrologischer Modellkonzepte im Kluftgestein.

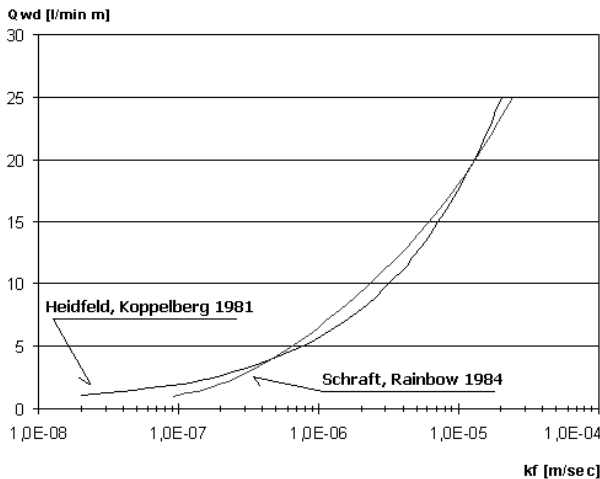


Abb. 35: Empirisch ermittelte Q_{WD} - k_f Beziehungen.

Für Gebirgsbereiche mit einer Wasseraufnahme im WD Versuch von

$$I = Q_{WD} = 25 \quad [\text{l/min}]$$

leiten HEITFELD & KOPPELBERG (1981) eine Q_{WD} - k_f Beziehung ab, die durch die Gleichung

$$k_f = (3,3Q_{WD}^2 - 1,3Q_{WD}) * 10^{-8} \quad (7.12)$$

approximiert wird. Die Untersuchungen von SCHRAFT & RAINBOW (1984) im Rahmen verschiedener Tunnelbauprojekte liefern für einen Auswertebereich von

$$3 * 10^{-8} = k_f = I * 10^{-5} \quad [\text{m/sec}]$$

die Gleichung

$$k_f = (0,14Q_{WD}^3 - 0,04Q_{WD}^2 + 9,9Q_{WD}) * 10^{-8} \quad (7.13)$$

Der Fortgang dieser systematischen Arbeiten, führt anhand des Vergleichs gemessener Sickerwassermengen (z.B. in Kontrollgängen, Bohrungen) oder von Tracerversuchen mit den Ergebnissen von WD Versuchen zu Aussagen, die es ermöglichen, ein Formelinventar empirischer Zuordnungsvorschriften für viele Problemstellungen zu entwickeln. In HEITFELD & HEITFELD (1989) ist eine weitere Beziehung zwischen Verpressmenge und Durchlässigkeitsbeiwert als Kurvenverlauf angegeben, die das empirische Zuordnungsprinzip auf Gebirgsbereiche mit sehr geringen Durchlässig-

keiten erweitert. HEITFELD macht deutlich, dass das Verfahren nur auf Q_{WD} Mittelwerte eines größeren, einheitlich aufgebauten geologisch-hydraulischen Homogenbereiches angewendet werden kann, da die Übertragbarkeit auf andere Gebirgsverhältnisse, durch die bisherigen Untersuchungen, nicht eindeutig nachgewiesen ist.

7.6.4 Diskussion der Auswerteverfahren

Jedes dieser Modellkonzepte und deren zugrundeliegenden Verfahren zur Ableitung hydraulischer Eigenschaften im Fels, ist durch eine Vielzahl von Forschungsaktivitäten und Praxisberichte dokumentiert, die in ihren jeweiligen Anwendungen optimiert werden. Das in Abschnitt 8 angewandte Verfahren neuronaler Netze bietet im Vergleich zu den o.g. Modellkonzepten keine Lösung einer Strömungsgleichung oder auch nur der Schätzung einer Strömungsgeschwindigkeit, es liefert vielmehr eine qualitative Aussage über z.B. die Wahrscheinlichkeit hoher bzw. geringer Strömungsgeschwindigkeiten an einem bestimmten Ort. Das Verfahren kann angenähert als Methode zur objektivierten Parameter- und Kennwertschätzung angesehen werden.

Die Injektionsmaßnahme weist eine Vielzahl von Freiheitsgraden auf, deren Variation eine Anpassung des Verfahrens auf die jeweiligen Gebirgs- und Bauwerkseigenschaften darstellt. Neben der Tiefe der Injektionsbohrungen, als wesentliches Element, wird die Geometrie des Injektionsschleiers durch die Dichte und eventuelle Neigung des Bohrlochrasters, bzw. der Bohrungen bestimmt. Zudem bietet die Wahl des Injektionsgutes und der Verpressdruck und -dauer Möglichkeiten zur Verfahrensoptimierung. In den nachfolgenden Beispielanwendungen neuronal-basierter Systemanalysen werden im wesentlichen geometrische Aspekte der Optimierung von Feststoffinjektionen betrachtet. Bei dieser Art von Abdichtungsinjektionen wird meist ein Injektionsmaterial auf der Basis einer Zementsuspensionen verwendet, deren Eigenschaften (Stabilität) durch die Beimengung von Zuschlagstoffen wie Tonmehl oder Bentonitgemischen optimiert werden. Die Injektionsversuche im Talsperrenprojekt Leibis/Lichte, in den Versuchsreihen von 1992, 1994 und 1995,

wurden mit Zementsuspensionen auf Ca-Zement Basis unter Zugabe von ca. 3 Gew.% Tonmehl (Friedländer Blauton) bzw. Claciumbentonit durchgeführt. Die Versuche wurde mit einem Wasser-Zement Verhältnis (W/Z Zahl) der Suspension von 1,0 durchgeführt, bei hohen Aufnahmemengen ($> 1500l$) wurde das Verhältnis auf 0,8 reduziert. Die Eigenschaften des Injektionsgutes wurden stichprobenartig über die Ermittlung der Auslaufzeit im MARSH Trichter und des Absetzmaßes im Standzylinder überprüft. Diese Vorgaben gelten auch für die eigentlichen Abdichtungsinjektionen während der Bauausführung.

8 Angewandte Systemanalyse mit Neuronalen Netzen

Nachdem in Abschnitt 2 die grundsätzlich unterschiedlichen Verfahren der stochastischen und deterministischen Systemanalyse gegenübergestellt, und nachfolgend in ihren möglichen Anwendungsgebieten exemplarisch dargestellt worden sind (Abschnitte 3 bis 5), soll folgend die Methodik der künstlichen neuronalen Netze in der Analyse von Prozessen im Baugrund der Talsperre Leibis/Lichte angewendet werden. Dazu werden zuerst notwendige vorverarbeitende Verfahren erläutert und dann verschiedene Netzwerktypen in die Kette des Klassifikationsprozesses eingebettet (Abb. 36). Dabei werden ausgewählte Datensätze zur Erläuterung der unterschiedlichen Verfahren

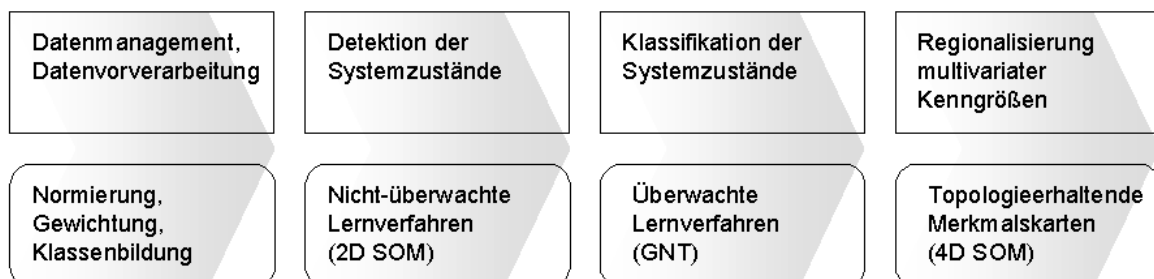
eingesetzt, eine exemplarische Ergebnisdarstellung wird in Abschnitt 8.5 gegeben.

Die eingesetzten Rechenprogramme (2D und 4D GeoSOM, GNT) sind zusammen mit der vorliegenden Arbeit entstanden und werden in Abschnitt 9 näher beschrieben.

Die Eigenschaft neuronaler Netze Merkmalsräume selbstständig zu separieren und somit komplexe Klassifikationsaufgaben lösen zu können wurde bereits sporadisch in mehreren Bereichen der Geologie und Geotechnik genutzt. LIU & WANG (1999) stellen ein Verfahren vor, das mittels Backpropagation Netzen den Fels nach ingenurgeologischen Aspekten in Klassen unterteilt. Einen Vergleich klassischer stochastischer Verfahren mit Neuronalen Netzen zieht SCHUMANN (1997) und wendet diese Methoden in der Klassifikation bohrlochseismischer Messungen an. Risikoanalysen sind in der Ingenieurgeologie ein bedeutendes Arbeitsprinzip in der Beurteilung der Standsicherheit von Böschungen und Felshängen. Im Graduiertenkolleg *Naturkatastrophen* an der TU Karlsruhe wird durch den Einsatz neuronaler Netze die Objektivierung von Risikoanalysen angestrebt, Teilergebnisse dieser Arbeiten wurden z.B. bei FERNANDEZ-STEEGER & CZURDA 2001} diskutiert.

Die Arbeitshypothese der vorliegenden Arbeit geht davon aus, dass bereits in vergleichbar geringen Beobachtungsmaßstäben eine formale Beschreibung von Prozessen im Kluftgestein mittels Fließ- und Stoffgesetzen nicht mehr möglich ist, bzw. eine unzulängliche

Funktion



Methode

Abb. 36: Funktionsbausteine und Methoden der Klassifikator-kette.

Abstraktion des realen Systems darstellen muss. Das Volumen des durch das Bauwerk beeinflussten Staumaueruntergrundes im betrachteten System beträgt ca. 2,4 Mio m³, wovon lediglich ein Bruchteil durch Oberflächenaufschlüsse und Bohrungen direkten Messungen zugänglich ist. Dem Geologen und Hydrologen sind die generellen Gesetzmäßigkeiten im Kluftgestein bekannt (oder sollten es zumindest sein) die ihn in die Lage versetzen aus relativ wenigen Beobachtungen und Messungen Aussagen zum Gebirgsverhalten abzuleiten, ohne konkrete funktionale Abhängigkeiten definieren zu können. Bautechnische Maßnahmen sind oft weit weniger durch Ergebnisse von Berechnungen motiviert als durch Entscheidungen eines erfahrenen Experten. Wie in Abschnitt 6.1 beschrieben wurde beurteilt das Gehirn auf der Grundlage von Gegenüberstellungen und Gewichtungen von kennzeichnenden Merkmalen. Dieses Verhalten kann durch künstliche neuronale Netze simuliert werden.

8.1 Vorverarbeitende Verfahren

Der in Abschnitt 2.3 vorgeschlagenen Strategie des Modellbildungsprozesses folgend, wird zunächst die Zielstellung definiert:

- Das Verfahren soll sich an einer praxisnahen Datengrundlage orientieren, d.h. es werden ausschließlich Mess- und Versuchsdaten verarbeitet die im Rahmen der Planungs- und Bauphasen des Talsperrenprojektes erhoben und als Entscheidungsgrundlage zur Verfügung standen,
- die Umsetzung des Verfahrens in einem Programmsystem soll auch einem ambitionierten Objektgeologen ermöglichen Ergebnisse zu erzielen, d.h. es sollen keine Vorkenntnisse in der Neuroinformatik vorausgesetzt werden,
- das Resultat der Modellbildung soll ein räumliches Abbild des Untersuchungsgebietes liefern, in dem die multivariaten Kenngrößen dreidimensional interpoliert sind,
- der gesamte Modellbildungsprozess soll (an einigen Stellen um erweiterte Visualisie-

rungskonzepte ergänzt) mit den Methoden der Neuronalen Netze umsetzbar sein und

- das Ergebnis der Modellbildung soll Entscheidungshilfen geben, die in konkrete Handlungsanweisungen zur Baugrundverbesserung (hier: Injektionsmaßnahmen) umgesetzt werden können.

Die „Evaluationsdatenbank“, ist bereits in Abschnitt 5 mehrfach referenziert worden. Die dort zum Zwecke eines Vergleichs vorgenommenen geostatistischen Beispielanwendungen beziehen sich bereits auf diese Datenbasis. An dieser Stelle soll die Auswahl und Aufbereitung der genutzten Mess- und Versuchsdaten begründet, sowie das Datenmodell der relationalen Datenbank beschrieben werden. Aus Bohrlöchaufnahmen und Messprotokollen wurden folgende Datengruppen als Grundlage der Verfahrensanwendungen extrahiert:

Gefügekennwerte:

- Fallrichtungen der Geügeelemente [°]
- Fallwinkel der Geügeelemente [°]
- Trennflächenziffer [1/m]
- Kluftabstand [m]
- laterale Ausbreitung [m]

Mess- und Versuchsdaten:

- WD Wert pro Bohrlochabschnitt [l/min]
- WD Wert pro Bohrmeter [l/min*m]
- Druck beim WD Versuch, korrigiert [MPa]
- Druckabhängige Verpressmengen im Stufenruckversuch [l/min, l/min*m]
- Typ der Druckmengenkurve (dimensionslos)
- Verpressmenge im Injektionsversuch [kg]
- Verpressmenge im Injektionsversuch pro Bohrmeter [kg/m]
- Versuchsdauer des Injektionsversuches [min]
- Maximal erreichter Verpressdruck [MPa]
- Grundwasserpegelhöhen [müNN]

Die Lageinformation der Bohrungsaufpunkte wurde in einem lokalen Koordinatensystem codiert, um ein Distanzmaß der Messpunkte als Teil des Eingabevektors definieren zu können.

Nicht in die Datenbank aufgenommen wurden Angaben zur Kluftöffnungsweite, da sich dieser Wert einer direkten Messung entzieht und nur als abgeleitete Variable aus speziellen WD Versuchen ermittelt werden kann. Diese Versuche messen die druckabhängigen Wasserverluste an Einzelkluften, wobei die Versuchsdurchführung stark fehlerbehaftet ist. Desweiteren wurden auch Angaben zum Klufthabitus (Oberflächenbeschaffenheit, Kluftfüllungen,...) vernachlässigt, da diese Angaben im vorliegenden Projekt nur sporadisch vorlagen. Abweichend hiervon werden in Abschnitt 8.5.1 ergänzende Daten herangezogen, da diese in einem begrenzten Bereich durch eine projektbegleitende Diplomarbeit (HÄGELE 1996) ausführlich dokumentiert vorlagen.

Der definierten Zielstellung (s.o.) gemäß soll das vorgeschlagene Verfahren Ergebnisse aus Mess- und Versuchsdaten liefern, die als Standard der Plan- und Bauausführungsphasen ausgewiesen sind, und deren Erhebung bekannte Fehlertoleranzen besitzen.

Als ein den gestellten Anforderungen hinreichendes Datenbanksystem wurde die relationale Datenbank MS Access 2000⁹ gewählt, aus der durch dem Anwendungskonzept entsprechend programmierte Abfragedialoge beliebige Datengruppenkombinationen erzeugt wurden (Abb. 37). MS Access erlaubt über die Einbettung von VBA-Programmmodulen¹⁰ die Entwicklung komplexerer Such- und Editierfunktionen und deren Verknüpfung mit der Bedienoberfläche.

Die Daten aller Messungen und Versuche können in dieser Datenbank übersichtlich dargestellt und selektiv abgefragt werden. Abbildung 38 zeigt ein Datenblatt von Versuchsergebnissen einer ausgewählten Bohrung, über die Karteikartenreiter können alle verfügbaren Werte dieser Bohrung angewählt und angezeigt werden. Einen Überblick über das Beziehungsgeflecht der Datenbank gibt das in Abbildung 39 gezeigte, zugrundeliegende Datenmodell, welches die Verknüpfung der Wertegruppen über Schlüssel darstellt.

Die über Datenbankabfragen selektierten Datengruppen, im Kontext der Nomenklatur der formalen Beschreibung neuronaler Netze im folgenden als Eingabevektoren bezeichnet, wurden dann weiteren vorverarbeitenden Verfahren unterzogen.

Bohrung	X (lokal)	Y (lokal)	Bohransatz [mNN]	Tiefe von	bis [m]	Druck [MPa]	WD-Wert [l/min*m]
2012	0,181	0,120	463,60	12,0	13,0	0,30	16,30
2013	0,231	0,130	445,20	12,0	13,0	0,30	42,60
2014	0,349	0,146	406,00	12,0	13,0	0,30	50,20
2015	0,402	0,154	388,00	12,0	13,0	0,30	37,20
2016	0,466	0,162	365,20	12,0	13,0	0,30	1,80
2017	0,516	0,169	354,60	12,0	13,0	0,30	3,40
2018	0,643	0,186	386,40	12,0	13,0	0,30	0,00
2019	0,745	0,200	422,90	12,0	13,0	0,30	2,00
2020	0,846	0,215	451,50	12,0	13,0	0,30	0,10
2021	0,342	0,183	406,50	12,0	13,0	0,30	2,00
2022	0,393	0,212	369,10	12,0	13,0	0,30	5,50
2023	0,442	0,238	369,60	12,0	13,0	0,30	0,10
2024	0,503	0,268	349,70	12,0	13,0	0,30	38,90
2025	0,610	0,274	371,90	12,0	13,0	0,30	5,00
2026	0,658	0,257	368,90	12,0	13,0	0,30	1,60
2027	0,742	0,232	420,20	12,0	13,0	0,30	1,60
2028	n.478	n.174	565,40	12,0	13,0	n.30	n.60

Abb. 37: Abfragedialog und Ergebnistabellenblatt aus der Bohrungsdatenbank unter MS Access 2000.

Tiefe von	bis [m]	Druck [MPa]	WD-Wert [l/min]	WD-Wert [l/min*m]	Kommentar
4	6	0,3	105,40	52,70	
6	8	0,3	22,80	11,90	
8	10	0,3	112,20	56,10	
10	12	0,3	57,40	28,70	
12	14	0,3	79,00	39,50	
14	16	0,3	6,80	4,40	
16	18	0,3	37,00	18,50	
18	20	0,3	4,60	2,30	
20	22	0,3	50,80	25,40	
22	24	0,3	1,00	0,50	
24	26	0,3	48,60	24,30	

Abb. 38: Datenblatt in MS Access: Teufenabhängige Ergebnisse von WD Versuchen.

⁹ Microsoft Access 2000[®] ist ein in das Anwendungspaket MS Office Professionell integriertes Datenbanksystem.

¹⁰ Visual Basic für Applikationen (VBA) ist eine Entwicklungsumgebung zur Makro und Datenbankprogrammierung der Fa. Microsoft[®].

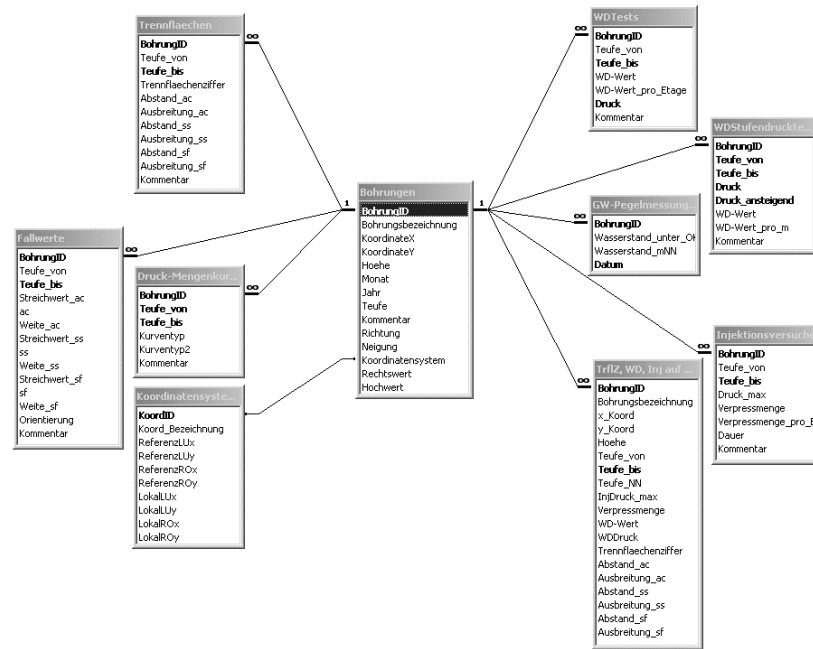


Abb. 39: Zugrundeliegendes Datenmodell der Evaluationsdatenbank.

Neuronale Netze beurteilen gegebene Eingabevektoren amplitudenabhängig, d.h. gro-zahlige Werte werden ungeachtet ihrer Signifikanz fr das betrachtete Gesamtsystem strker gewichtet.

Dieses Verhalten lsst sich durch zwei mgliche Strategien der Vorverarbeitung neutralisieren. Zunchst kann eine Normierung aller Eingabewerte, auf einen Wertebereich zwischen 0 und 1, deren Wichtung im Klassifikationsprozess gleichsetzen. Setzt man eine Unkenntnis der Wirkungszusammenhnge im Gesamtsystem voraus, kann eine Klassifikation auf der Grundlage dieser Normierung bereits erste Hinweise auf ein Wirkungsgefge geben. In Abschnitt 8.2 ist diese Strategie verfolgt worden.

Die Variationsstruktur der einzelnen Eingabewerte kann in einem weiteren Verfahren zu einer klassenorientierten Vorverarbeitung leiten. 5.1 (Tabelle 5.1) wurden bereits verschiedene empirisch ermittelte Algorithmen zur Klasseneinteilung vorgestellt. Diese lassen sich hier anwenden, um die einzelnen Datengruppen in einem Eingabevektor zu codieren, der die jeweils besetzte Klasse markiert. Der Eingaberaum wird sozusagen digitalisiert und als ein „Lochstreifenmuster“, dem Neuronalen Netz prsentiert. In Abschnitt 8.3 findet diese Strategie Anwendung.

8.2 Detektion der Systemzustnde

Zweidimensionale selbstorganisierende Merkmalskarten haben die Eigenschaft komplexe Eingaberume als Aktivittsmuster abzubilden. Schwerpunkte der Anwendung dieses Verfahrens liegen in der Analyse von Zeitreihen oder deren Abbildungen im Frequenzraum und in der Bildanalyse (BERGER 2000). In der vorliegenden Arbeit wird das Verfahren eingesetzt, um im Baugrund der geplanten Talsperre Leibis/Lichte Bereiche zu selektieren die hnliches Systemverhalten aufweisen und somit Homogenbereiche darstellen.

In der Verfahrenskette des Klassifikationsprozesses dient diese Detektion unterschiedlicher Systemzustnde auch dazu, aus beliebigen Kombinationen von Datengruppen geeignete Lerndatenstze fr das berwachte Klassifikationsverfahren (siehe Abschnitt 8.3) zu extrahieren. Diese sollen in bestimmten Fragestellungen Homogenbereiche adquat reprsentieren.

Im Vergleich zu den geowissenschaftlichen Anwendungen statistischer Verfahren, wie sie in Abschnitt 5 zusammengefasst sind, kann diese Art selbstorganisierender Karten als alternatives Verfahren sowohl zur Clusteranalyse als auch zur Korrelations- und Regressionsanalyse bewertet werden, wobei korrelierende Parameter nach Abschluss des Lernzyklus einem Akti-

vitätsmuster auf der Merkmalskarte zugeordnet werden. Das trainierte neuronale Netz kann als Analog zu einer sich selbst konfigurierenden, komplexen Regressions-gleichung betrachtet werden.

Der Vorteil gegenüber klassischen statistischen Verfahren liegt darin, dass im Falle nicht-linearer Beziehungen keine Standardformen von Gleichungssystemen vermutet, bzw. in einem iterativen Verfahren ausgewählt werden müssen, sondern dass über die in Abschnitt 6.4 erläuterten Lern- und Optimierungsverfahren Funktionen selbstständig approximiert werden. Zudem gelten Beschränkungen in Bezug zur Stichprobenmenge oder Verteilungsformen nicht und eine Unabhängigkeit der Einflussgrößen wird nicht zwingend vorausgesetzt. Das entwickelte und eingesetzte Werkzeug zur Detektion der Systemzustände greift auf die

tabellarischen Abfrageergebnisse der Bohrungsdatenbank zu und erkennt am Spaltenformat die Dimension des Eingabevektors (Abb. 40). Optional kann aus zwei unterschiedlichen topologischen Netzstrukturen gewählt werden:

Zum einen ist die klassische Repräsentation einer Merkmalskarte mit quadratischen Verbindungsmustern umgesetzt und alternativ dazu ein neues Verfahren (REUTER 2001) mit einer geschlossenen, quasi ringförmigen Karte wählbar. Diese geschlossenen Merkmalskarten haben den Vorteil, dass Randeffekte vermieden werden können. Diese Randeffekte äußern sich oft darin, dass randliche Positionen des Winner Neurons bevorzugt werden, darunter leidet die Differenziertheit der Merkmalskarte.

Am Beispiel der Detektion teufenabhängiger Systemzustände soll das Verfahren erläutert werden. Das System wird bei diesem Beispiel über folgende Merkmale repräsentiert:

- WD Wert [l/min*m]
- WD Druck [MPa]
- Injektionsmenge [kg/m]
- maximaler Injektionsdruck [MPa]
- Trennflächenziffer [1/m]

Während der Trainingsphase der 2D SOM werden Lernrate und Nachbarschaftsradius sukzessive verringert bis diese ein Abbruchkriterium erreicht haben. In Abbildung 41 sind drei verschiedene Zustände (a bis c) der Trainingsphase gezeigt, wobei deutlich wird, dass die Merkmalsausprägungen in der 2D Visualisierung der Wettbewerbsschicht immer differenzierter werden (Dimension der Merkmalskarte: 25 x 25 Neuronen).

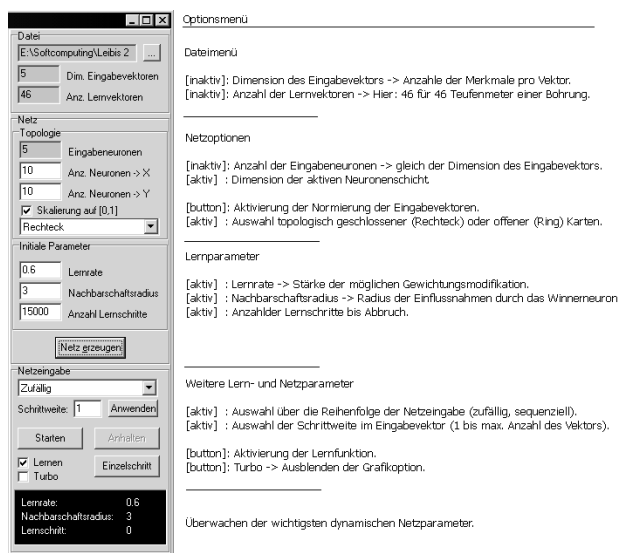


Abb. 40: Stell- und Regelgrößen der Selbstorganisierenden Merkmalskarte.

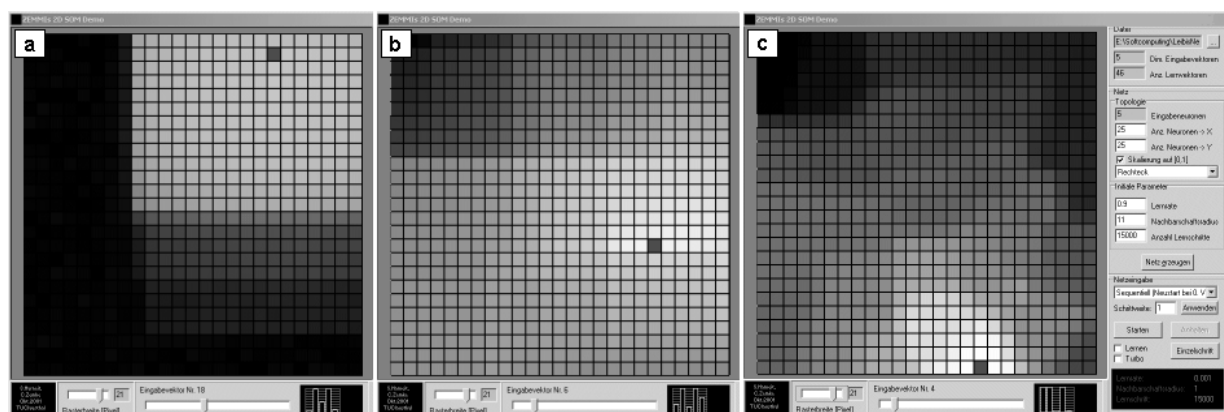


Abb. 41: Trainingsphasen der 2D SOM.

Nach Abschluss des Trainings ist das durch die gewählten Merkmale repräsentierte System als Aktivitätsmuster zweidimensionaler Merkmalskarten dargestellt. Es hat in diesem Beispiel eine Reduktion des 5 dimensional Eingaberaumes auf einen 2 dimensional Ausgaberaum stattgefunden.

Abbildung 42 stellt der Detektion der teufelnabhängigen Systemzustände dem entsprechenden Bohrprotokoll gegenüber. Die Darstellung der gewählten Einzelmerkmale des Eingabevektors im Säulenprofil (rechte Bildseite) macht die Notwendigkeit einer Normierung deutlich, da das scheinbar dominante Element „Verpressmenge“ nicht signifikant für das Gesamtsystem ist. Über weite Bereiche der 50m Bohrlochstrecke wurde das Injektionsmittel bis zum Erreichen einer definierten, maximalen Verpressmenge injiziert, und täuscht so eine einheitliche Aufnahmekapazität des Kluftsystems vor. Ab ca. 42m unter Gelände (GOK) ändert sich das Systemverhalten signifikant.

Die Menge des Verpressten Injektionsgutes nimmt deutlich ab, das Merkmal *maximaler Injektionsdruck* und *WD Wert* stützen die Vermutung, daß in dieser Teufe ein Bereich erreicht ist, wo eine Vergütung des Baugrundes durch Injektionsmaßnahmen nicht mehr sinnvoll erscheint. Eine mögliche Untergrenze des Injektionsschirmes ist hier anzunehmen. Die zweidimensionale Merkmalskarte identifiziert diesen Bereich durch ihr Aktivitätsmuster eindeutig. Die so trainierte und justierte Merkmalskarte kann in der eigentlichen Testphase mit unbekannten Testvektoren gespeist werden. Diese müssen eine identische Dimensionierung aufweisen. Abbildung 43 zeigt ein Ergebnis der Zuweisung des Trainingsdatensatzes auf einen Testdatensatz, wobei die Teufenstufen, die als nicht injektionswürdig klassifiziert wurden, grau markiert sind. Getestet wurden 8 Bohrungen entlang der Mauerachse, die den westlichen und östlichen Talhang sowie den Talsohlenbereich repräsentieren.

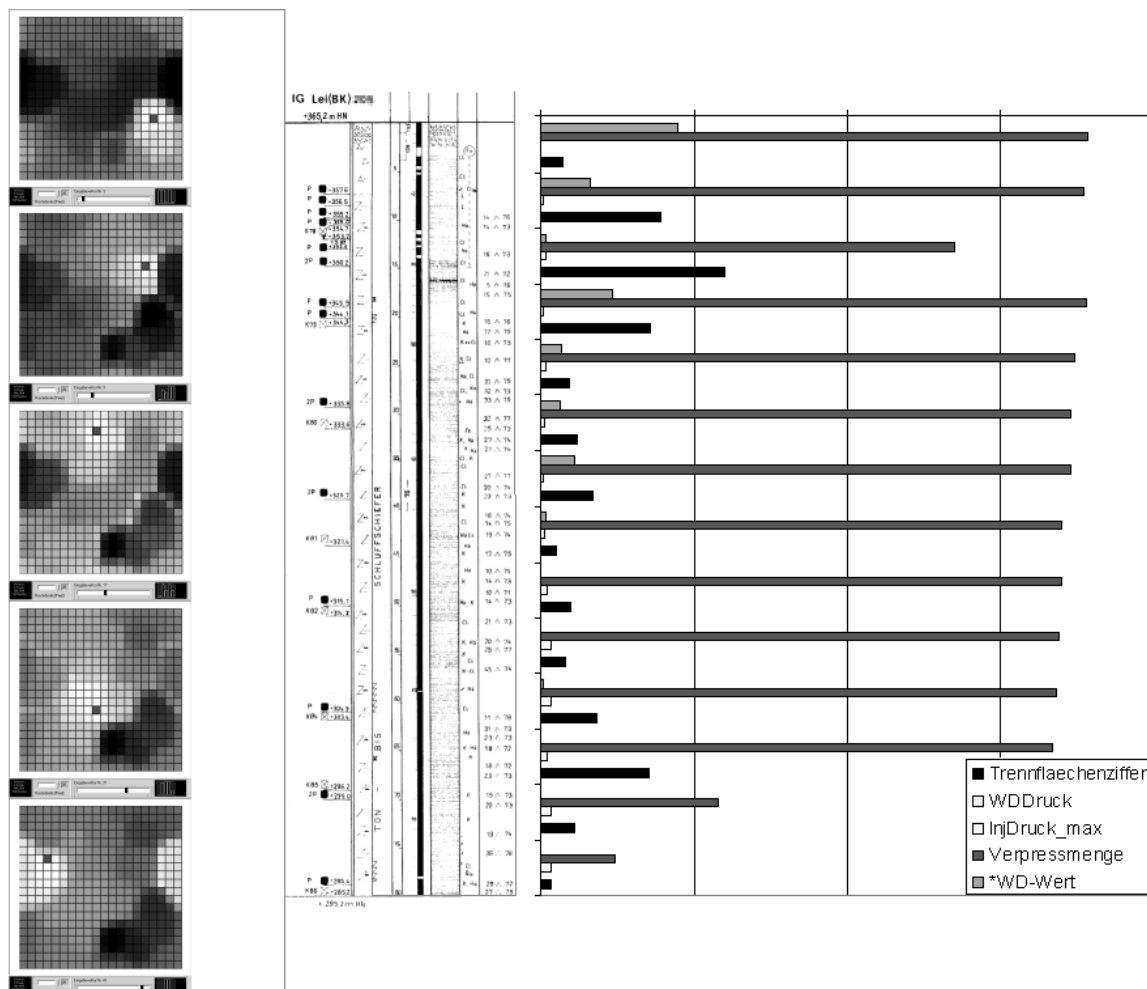


Abb. 42: Gegenüberstellung der SOM Klassifikation mit dem Bohrprotokoll.

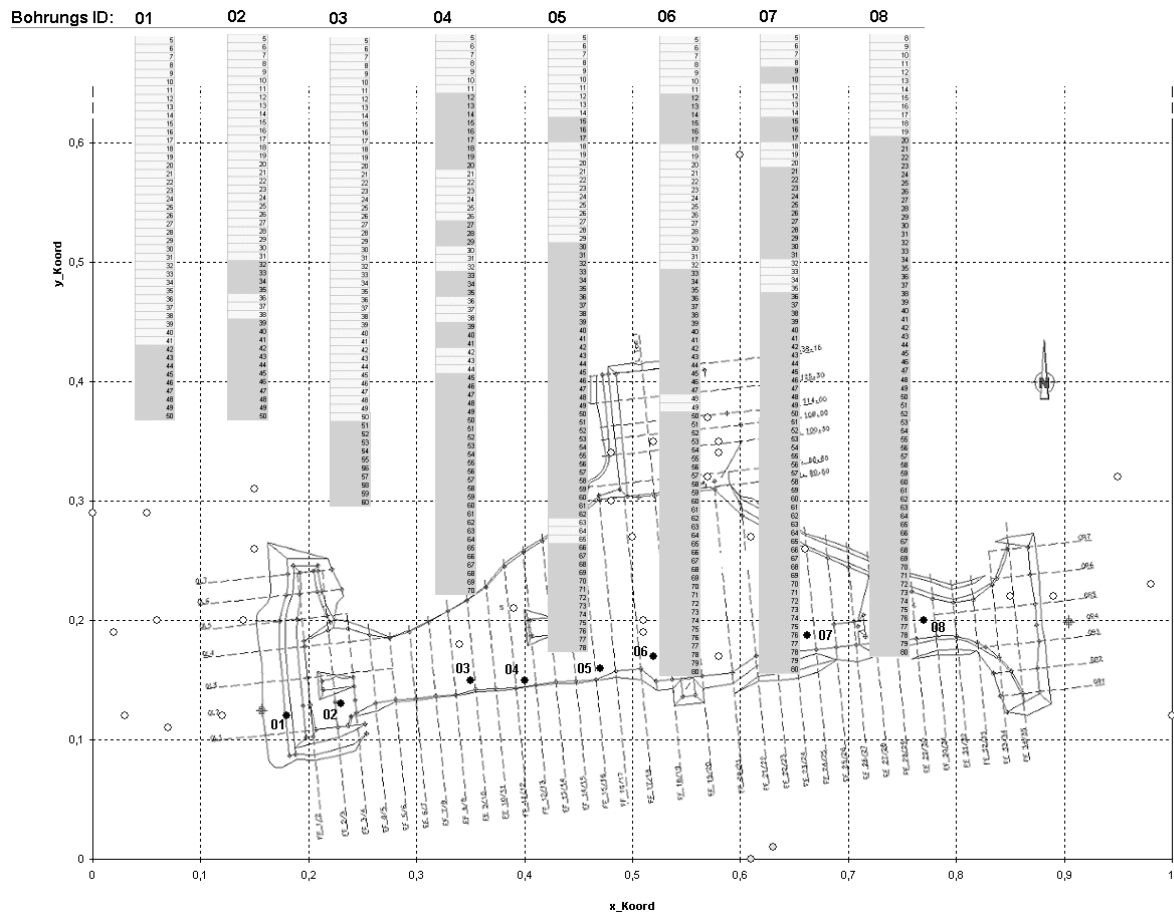


Abb. 43: Testergebnisse der 2D SOM Klassifikation ausgewählter Bohrungen.

An einem weiteren Beispiel soll die Entwicklung einer Kartendarstellung gezeigt werden, die den für die Injektionsarbeiten relevanten Bereich des Baugrundes des Absperrbauwerkes umfasst. Der Eingaberaum wird hierbei leicht modifiziert:

- WD Wert [l/min*m]
- Teufenstufe [m]
- Injektionsmenge [kg/m]
- maximaler Injektionsdruck [MPa]
- Trennflächenziffer [1/m]

Das Training der Merkmalskarte wird, wie im vorangegangenen Beispiel, mittels einer exemplarischen Bohrung durchgeführt. Als Testdatensatz dienen diesmal 23 ausgewählte Bohrungen im Bereich der Aufstandsfläche des Absperrbauwerkes (Abb. 44).

In Abbildung 45 sind die Untergrenzen des injektionswürdigen Gebirges zweidimensional interpoliert und als Fläche auf einen Baugrundriss projiziert. Das Ergebnis dieser neuronal basierten Klassifikation deckt sich mit der vorläufig geplanten Dimensionierung des Injektionsschirmes, die geringere Teufen der Injektionsbohrungen auf der östlichen Talflanke vorsieht (vgl. Angaben in Abschnitt 7.4).

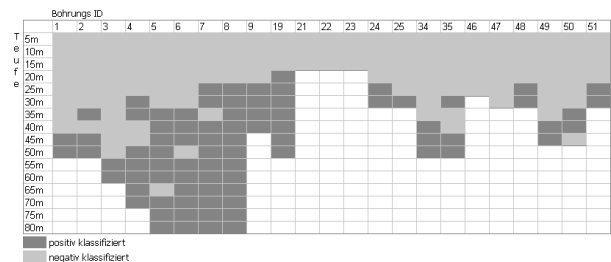


Abb. 44: Testergebnisse der 2D SOM Klassifikation.

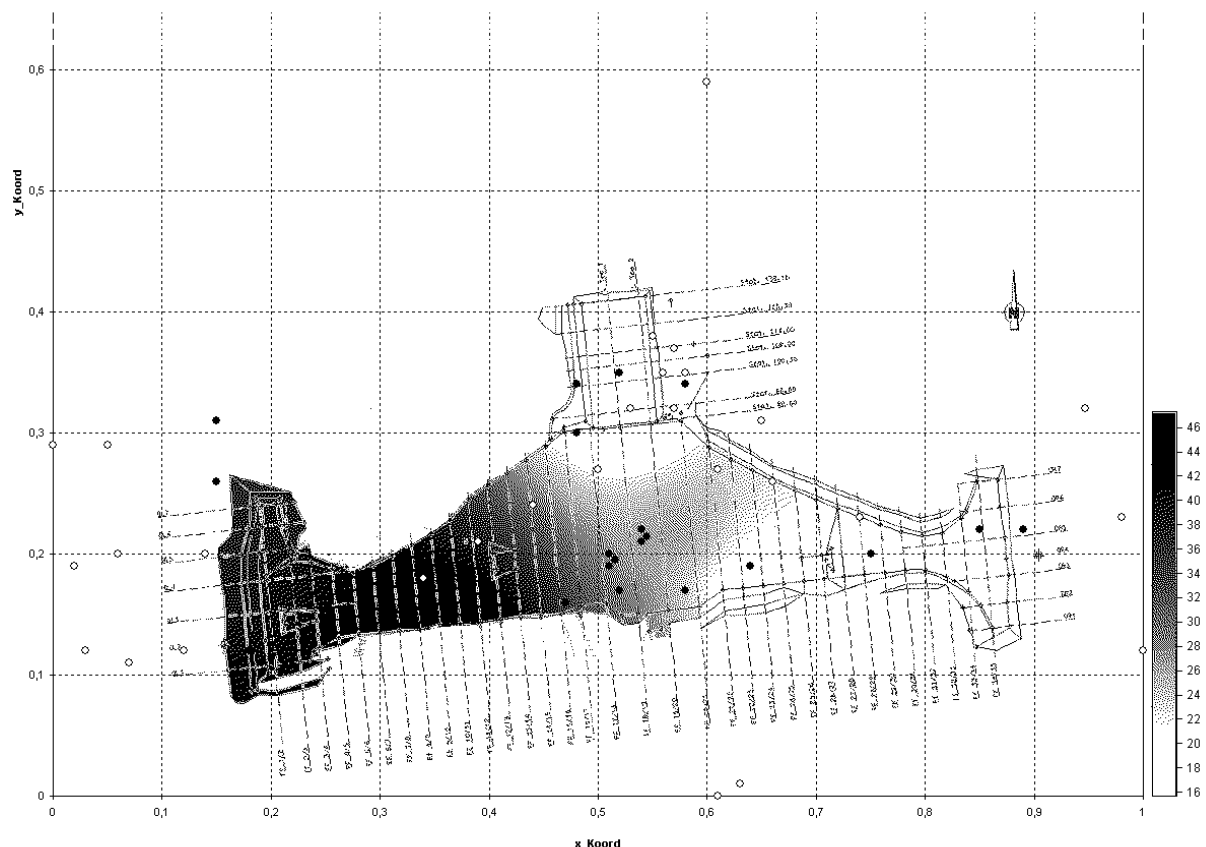


Abb. 45: Kartendarstellung der 2D SOM Klassifikation.

8.3 Klassifikation der Systemzustände

Wenn die Wirkungszusammenhänge in einem System bekannt sind, oder zumindest vermutet werden können, sind durch überwachte Lernstrategien Systemzustände klassifizierbar. Ein Wirkungszusammenhang, der oft (und kontrovers) diskutiert wird, kann aus den Druck-Mengen (Q/p) Verläufen von WD Stufen-druckversuchen hergeleitet werden. Diese Q/p Diagramme können qualitativ kategorisiert werden und lassen so Rückschlüsse auf das Fließ- und Gebirgsverhalten zu. Unterschiedliche Autoren schlagen verschiedene Grundformen zur Kategorisierung dieser Versuchsreihen vor. Bei EWERT (1991) werden z.B. sehr detaillierte Unterscheidungen der Diagrammverläufe vorgeschlagen, wohingegen KUTZNER (1991) nur 5 Grundformen unterscheidet und diesen folgende Wirkungsmechanismen zuweist:

Grundform A:

Ein linearer Diagrammverlauf weist auf ein laminares Fließverhalten hin. Laminares Fließen tritt bei engen Klüften mit einer mittleren Kluftweite bis ca. 0,15 mm auf. Die Wasseraufnahme ist bei an- und absteigenden Drücken gleich. Im Gebirge finden keine Verformungsprozesse statt.

Grundform B:

Der Kurvenverlauf weist auf ein turbulentes Fließregime hin und tritt bei Klüften mit Kluftweiten ab ca. 0,4 mm auf. Wie auch bei der Grundform A findet im Gebirge keine Verformung statt und die Wasseraufnahmemenge ist bei an- und absteigenden Drücken gleich. Das unterproportionale Verhalten bei höheren Drücken ist auf die ansteigenden Reibungsverluste der turbulenten Strömung zurückzuführen. Die Durchflußmenge wird dadurch verringert.

Grundform C:

WD-Tests mit einem überproportionalen Verhalten wie in Grundform C sind relativ selten. Der Kurvenverlauf spiegelt eine elastische Gebirgsverformung wider. Die Trennflächen werden mit steigendem Druck aufgeweitet und die Wasseraufnahmemenge nimmt zu. Bei sinkendem Druck verengen sich die Trennflächen wieder und die Wasseraufnahmemenge sinkt. Erst bei Drücken, welche über den Grenzwert des elastischen Gebirgsverhaltens hinausgehen, würden sich die Wasseraufnahmemengen bei an- und absteigenden Drücken unterscheiden.

Grundform D:

Die Verlaufskurve weist darauf hin, daß mit ansteigendem Druck die Wasseraufnahmemenge ansteigt und bei absteigendem Druck die Wasseraufnahmemenge größer ist als bei ansteigendem Druck. Gründe für dieses Verhalten sind Aufreißvorgänge im Gebirge oder Erosionsvorgänge (Ausspülen von Trennflächenfüllungen). Der Kurvenverlauf gibt jedoch keinen Aufschluß darüber welcher der Vorgänge Ursache für diesen Verlauf ist. Es ist daher wichtig den Druckverlauf (Schreiber am WD - Gerät)

zu beachten und Bohrkerne bei der Auswertung einzubeziehen.

Grundform E:

Das Diagramm der Grundform E charakterisiert ein Wasseraufnahmeverhalten des Gebirges welches bei ansteigendem Druck größer ist als bei abnehmenden Druck. Ein solches Verhalten kann durch Sedimentation von mittransportierten Feinmaterial und der damit verbundenen Einengung der Wasserwegsamkeiten entstehen oder durch das Zurückfließen eingepreßten Wassers bei absteigendem Druck.

In Abbildung 46 sind den so definierten Grundformen die Verlaufskurven mehrerer WD Versuche unterschiedlicher Lokationen und Teufen zugeordnet worden. Es wird ersichtlich, daß die so getroffenen Einteilungen der Versuchsergebnisse individuell und zumindest diskussionswürdig sind. Zu beachten ist dabei auch, daß diese Art der Klasseneinteilung amplitudenunabhängig geschieht, d.h. die tatsächlich verpressten Materialmengen werden nicht in die Kategorisierung einbezogen.

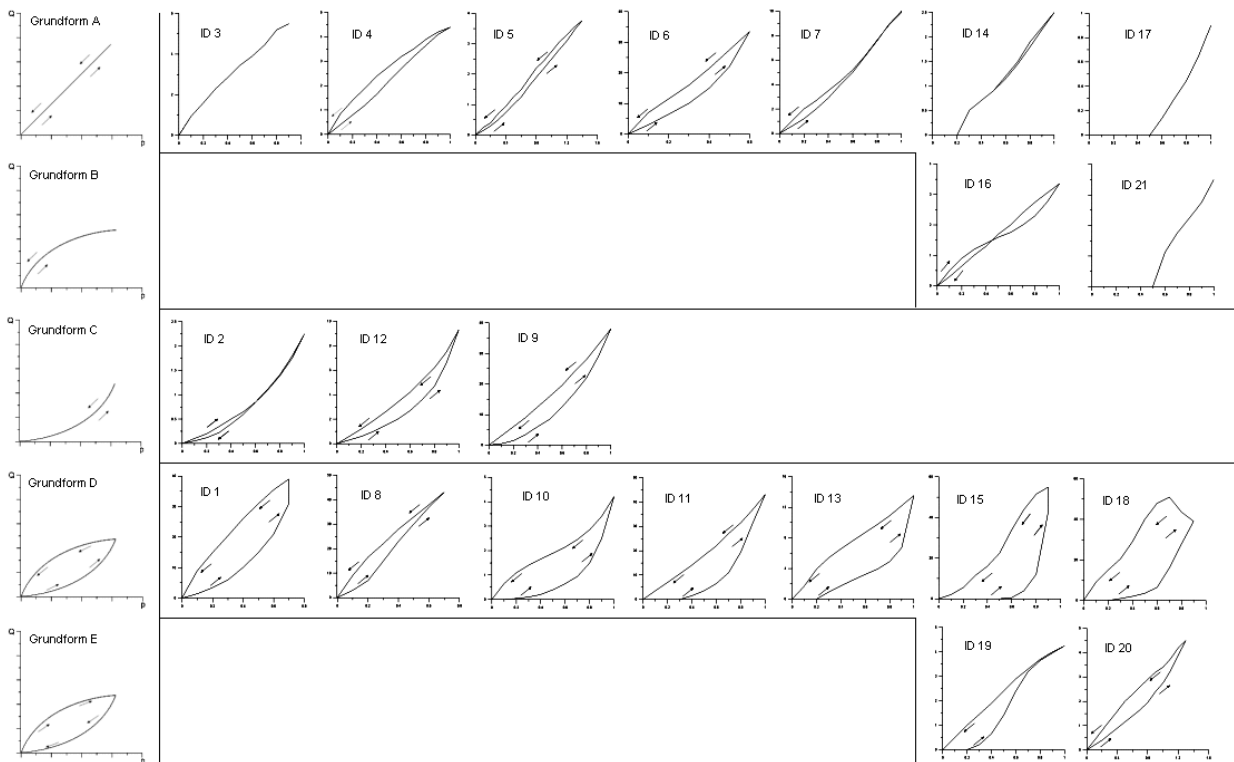


Abb. 46: Kategorisierung der Versuchsergebnisse von WD Tests (nach KUTZNER 1991).

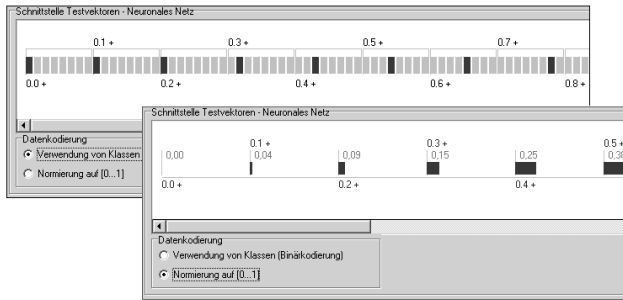


Abb. 47: Codierung der Merkmalsvektoren für die Klassifizierung durch ein Neuronales Netz.

Das Erkennen und klassifizieren von Mustern ist ein klassisches Anwendungsfeld neuronal-basierter Klassifikatoren. Anhand dieses Beispiels soll gezeigt werden, wie durch überwachte Lernstrategien ein neuronales Netz trainiert werden kann, so dass es die entsprechenden Grundformen den Kurvenverläufen zuordnen kann. Dabei werden auch die bereits genannten Vorverarbeitungsschritte zur Normierung der Eingabevektoren erläutert.

Mittels der in Abschnitt 8.1 eingeführten Datenbank ist ein selektiver Zugriff auf entsprechende Versuchsdaten möglich. Diese Daten können dem neuronalen Netz über zwei unterschiedliche vorverarbeitende Verfahren präsentiert werden:

Binäre Codierung:

Über die in Abschnitt 5.1 beschriebenen empirischen Verfahren zur Ermittlung von Klassenzahlen werden die Eingabevektoren in einen Binärcode umgewandelt. Die durch den jeweiligen Versuchswert besetzte Klasse wird durch den Wert 1 repräsentiert.

Analoge Codierung:

Die Eingabevektoren werden in einem Zahlenraum von 0 bis 1 normiert.

In Abbildung 47 ist der Verlauf eines Stufendruckversuches nach diesen beiden Verfahren in einen Merkmalsvektor überführt worden. Es können beliebig komplexe Listen von Versuchsreihen aus der Datenbank abgerufen werden, die in dieser Form dem Neuronalen Netz präsentiert werden. Bei der Festlegung der Netztopologie, also der Anzahl der Neuronen in den verschiedenen Verarbeitungsschichten des

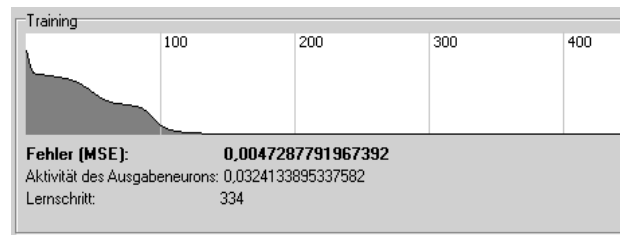


Abb. 48: Lernverhalten des KNN in der Trainingsphase.

Neuronalen Netzes, werden dem Anwender durch das Evaluationsprogramm *GeoNeuroTool* Hilfen angeboten:

Die Eingabeschicht orientiert sich an der Dimension des Eingabevektors und bedarf keiner Konfigurationen, die Anzahl der Neuronen der Ausgabeschicht wird durch die Anzahl der zu klassifizierenden Systemzustände bedingt und die Neuronen der verdeckten Schicht des Neuronenverbandes können beliebig gewählt werden, wobei über das Lernverhalten des KNN (Abb. 48) die Dimensionierung der Neuronenanzahl iterativ optimiert werden kann (Tab. 8.1).

Tab. 8.1: Konfiguration des dreischichtigen Backpropagation Netzes.

	Binärcodierter Datensatz	Analogcodierter Datensatz
Eingabeschicht	232	29
Verdeckte Schicht	45	11
Ausgabeschicht	3	3

In der Trainingsphase des Netzes werden die gewichteten Verbindungen im Neuronenverband solange modifiziert, bis die Soll-Ausgabe des Netzes hinreichend angenähert ist (Vergleiche Abschnitt 6.4). Als Trainingsdatensätze wurden in diesem Beispiel besonders charakteristische Kurvenverläufe, die den jeweiligen Grundtypen entsprechen, aus den Versuchsdatensätzen gewählt (Tab. 8.2). Das Programm erlaubt es alternativ auch die Auswahl datensätze zu editieren, so dass idealisierte Trainingsdatensätze manuell konzipiert werden können.

Tab. 8.2: Trainingsdatensätze für die Klassifikation von Stufendruckversuchen.

Grundform A	Datensatz ID: 3
Grundform B	Datensatz ID: 2
Grundform C	Datensatz ID: 1

Datensatz ID: Vergleiche Abbildung 46

Das Ergebnis der Klassifikation ist die gewichtete Zuordnung der Testdatensätze zu den gegebenen Trainingsdatensätzen. Diese werden in prozentualen Anteilen ausgegeben und in einem Ausgabedialog visualisiert (Abb. 50).

Die Ergebnisse können auch als ASCII Datensatz exportiert und weiterverarbeitet werden, wobei Angaben zur Lokalität (Teufe, lokale Koordinaten, Bohrungs-ID) mitgeliefert werden. In der Ergebnisübersicht des Anwendungsbeispiels (Abb. 49 und 51) sind analog zu Abbildung 46 21 Testdatensätze als Balkendiagramme dargestellt. Die Ergebnisse der Klassifikationen durch das Neuronale Netz und die „Expertenbeurteilung“, der Versuchsergebnisse zeigen insgesamt eine gute Übereinstimmung. Dies ist sicherlich auch Folge der subjektiven Auswahl der Lerndatensätze. Einige Diagramme werden jedoch auch unterschiedlich bewertet. So ist für das KNN die Verlaufsform des Diagrammes mit der ID=17 mit hoher Wahrscheinlichkeit der Grundform C zuzuordnen.

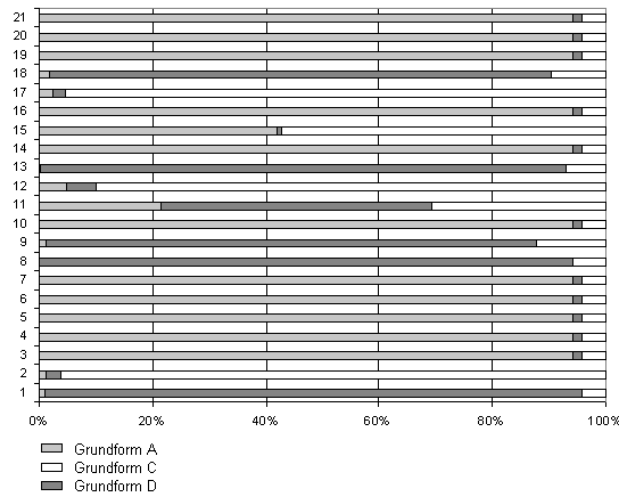


Abb. 49: Ergebnis der Klassifikation der Stufendruckversuche (Binär-Codierung) als Balkendiagramm.

Das KNN bewertet hier das Merkmal der Linearität der Kurvenform als nicht dominant gegenüber dem überproportionalen Anstieg der Durchflußmenge.

Diagramm 11 konnte keinem der Lerndatensätze eindeutig zugeordnet werden, das Diagramm weist sowohl Merkmale der Grundformen A, B und C auf.

Diese Unschärfe stellt jedoch keine Schwäche des Verfahrens dar, vielmehr kann die Information einer annähernd gleichverteilten Zuordnung hilfreicher bei der Beurteilung der Versuchsergebnisse sein als eine willkürliche Klassifikation.

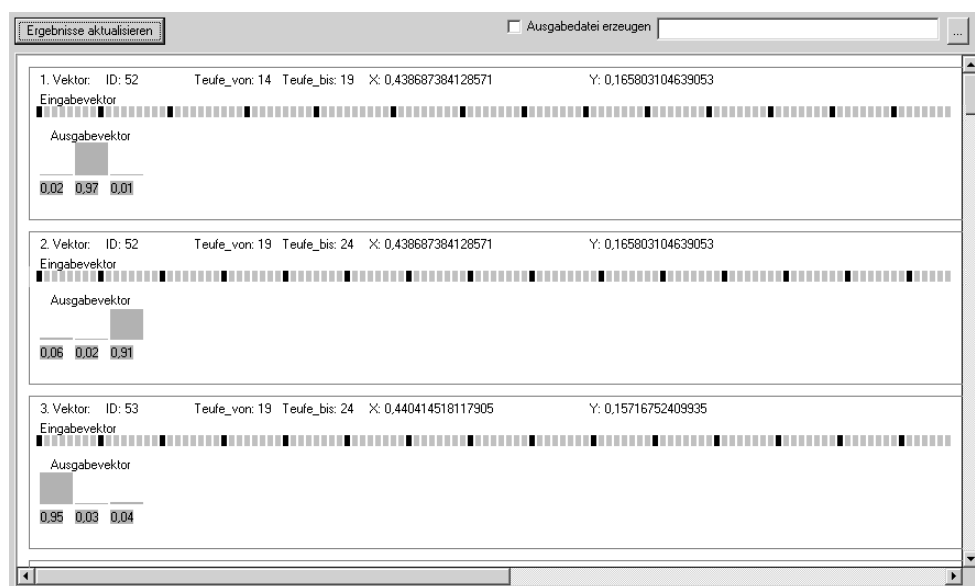


Abb. 50: Ergebnis der Klassifikation der Stufendruckversuche im Ausgabedialog des Evaluationsprogrammes.

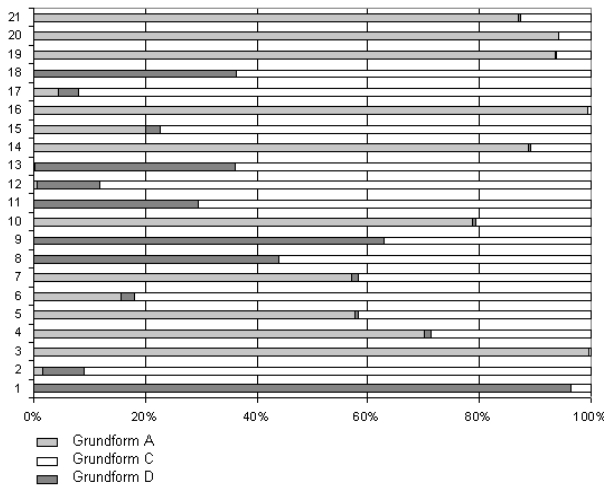


Abb. 51: Ergebnis der Klassifikation der Stufendruckversuche (Analog-Codierung) als Balkendiagramm.

Ein Vergleich der Codierungsverfahren zeigt, dass die Binär-Codierung (Abb. 49) eindeutigere Ergebnisse aufweist. In diesem Beispiel führt die Normierung der Eingangsvektoren (Analog-Codierung, Abb. 51) zu einer Unterrepräsentation von Versuchsverläufen mit geringen Durchflussmengen. Da die Beurteilung der Stufendruckversuche, wie bereits erwähnt, amplitudenunabhängig geschehen sollte ist hier ein Fehlerpotenzial zu vermuten. Die Neuronenkonfiguration, die durch die Art der Vorverarbeitung bedingt wesentlich kleiner dimensioniert ist, sollte keinen Einfluss auf das Klassifikationsverhalten haben. Die Datenvorverarbeitung ist Bestandteil der Klassifikationskette, eine adäquate Datenvorverarbeitung muss den Merkmalsraum auf ein Mindestmass reduzieren, ohne die Systeminformation zu verfälschen. Es wird quasi ein Aufmerksamkeitskegel auf die, das betrachtete System repräsentierenden, Parameter gerichtet.

Die Klassifikation von Systemzuständen, die sich in den Versuchsergebnissen widerspiegeln, läßt sich durch eine neuronal-basierte Klassifikation mittels überwachter Lernverfahren objektivieren, Ergebnisse werden reproduzierbar und Bewertungen nachvollziehbar dokumentiert. Im gezeigten Beispiel der Klassifikation von Ergebnissen von Stufendruckversuchen ist der Eingaberaum auf die Parameter Verpressmenge Q und Verpressdruck p beschränkt, es handelt sich im Prinzip um Zeitreihen.

In Abschnitt 8.5.2 wird dieses überwachte Lernprinzip zur Analyse multivariater Daten-

sätze eingesetzt, um zu einer Charakterisierung gekoppelter Prozesse zu gelangen. Es soll ein dimensionsloser, raumbezogener Wert ermittelt werden, der sich aus einer Vielzahl gewichteter Mess- und Beobachtungsdaten ergibt. Das Ziel der neuronal-basierten Modellbildung ist die räumliche Abbildung der Aufenthaltswahrscheinlichkeit günstiger und ungünstiger Bedingungen für die Sohlwasserdruckverteilung auf der Maueraufstandsfläche des Absperrbauwerkes. Das Ergebnis kann dann mit den FE Berechnungen aus der Planungsphase des Talsperrenprojektes (vergl. Abschnitt 4.4) für verschiedene Mauerfelder verglichen werden.

8.4 Regionalisierung multivariater Kenngrößen

Die Geologie beschäftigt sich oft mit Systemen, die räumlich und zeitlich abhängige Wirkungsgefüge aufweisen. Mit der Methode der mehrdimensionalen, topologieerhaltenden Merkmalskarten (oder hier besser Merkmals-sphären) kann es gelingen, unter Berücksichtigung dieser Abhängigkeiten, ein Abbild des Wirkungsgefüges zu entwickeln. Das in Abschnitt 6.4 erläuterte Verfahren der selbstorganisierenden Karten wurde für diesen Anwendungsfall modifiziert. Ziel der Entwicklung war einen Algorithmus zu erhalten, der z.B. die in Abschnitt 8.3 ermittelten Kennwerte vierdimensional interpoliert. Dabei werden die unregelmäßig verteilten Datensätze in ein kubisches Raster überführt, welches weiteren Visualisierungsroutinen zugeführt werden kann. Optional können in dem entwickelten methodischen Werkzeug beliebig dimensionale Eingabevektoren bearbeitet werden, Sowohl linear, planar und auch volumetrisch strukturierte Stichprobenverteilungen können durch entsprechende Neuronenkonfigurationen approximiert werden.

Die Eingabevektoren der 4D SOM können maximal 4 Dimensionen aufweisen, wobei drei Dimensionen in der Regel Lagekoordinaten darstellen und die vierte Dimension als Farbcode einen beliebigen Messwert oder kombinierten Kennwert darstellt, der aus dem Klassifikationsprozess überwachter Lernverfahren (Abschnitt 8.3) übernommen werden kann. Diese Zielvektoren werden durch den Neuronenverband iterativ approximiert.

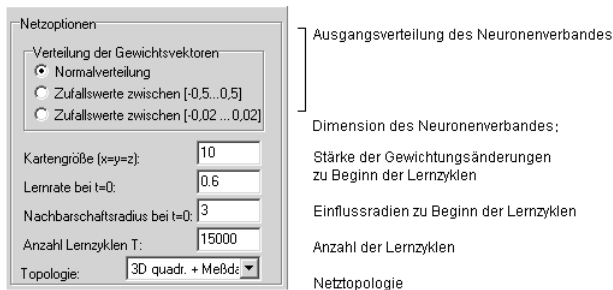


Abb. 52: Stellgrößen im Lernverhalten des Neuronenverbandes.

Jeder Iterationsschritt stellt eine Gewichtsänderung im Neuronenverband dar, wobei die Einflussradien und die Stärke der Gewichtsänderung sukzessive verringert wird, bis ein gegebenes Abbruchkriterium erreicht ist. Über die Gesamtzahl der Iterationsschritte kann das Integral dieser Stellgrößen bestimmt werden. Damit sind sehr sensible Eingriffsmöglichkeiten in das Lernverhalten des Neuronalen Netzes gegeben, die eine Anpassung des Lernverhaltens an die jeweilige Aufgabenstellung ermöglichen (Abb. 52).

Die Abbildungen 53 und 54 zeigen den Lernvorgang der 4D SOM in mehreren Zeitschritten. Als initiale Neuronenkonfiguration ist hier eine kubische Anordnung der Neuronen gewählt, die Zielvektoren bilden über ihre drei Ortsmerkmale ebenfalls einen Kubus, der vierte

Vektor steht für eine örtliche Variable die als Farbcodierung (hier Grauwerteverlauf) der Vektoren symbolisiert ist. Alternativ zur kubischen Anordnung der initialen Neuronenkonfiguration können im Programm auch unterschiedliche Zufallsverteilungen gewählt werden. Abbildung 53 zeigt den initialen Lernverlauf, bei dem eine globale Approximation der Zielvektoren durch die Wahl großer Nachbarschaftsradien und hoher Lernraten erreicht wird, Abbildung 54 zeigt im weiteren Verlauf des Lernvorganges die stufenweise Verringerung der Nachbarschaftsradien.

Tab. 8.3: Optimierung der Lernparameter der 4D SOM.

<i>Modell: Abb. 55b:</i>		
hohe Lernrate	geringer Radius	wenig Lernzyklen
<i>Modell: Abb. 55c:</i>		
geringe Lernrate	großer Radius	wenig Lernzyklen
<i>Modell: Abb. 55d:</i>		
sehr geringe Lernrate	großer Radius	viele Lernzyklen

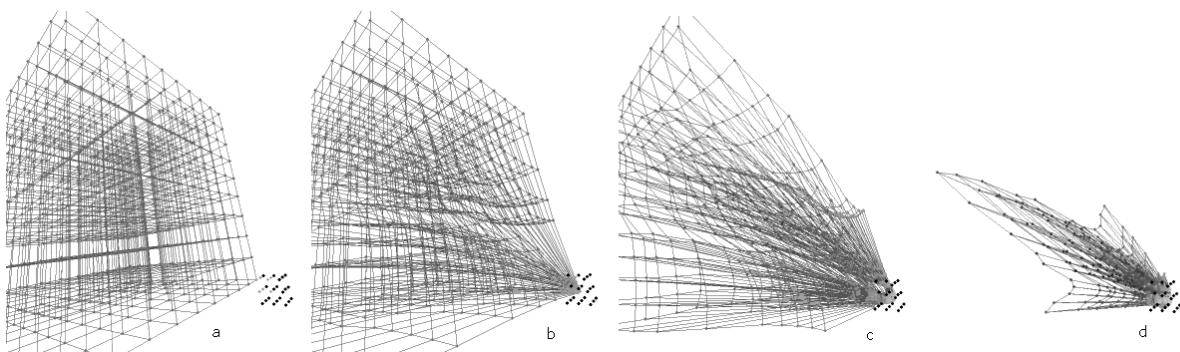


Abb. 53: Initiale Lernphasen der 4D SOM.

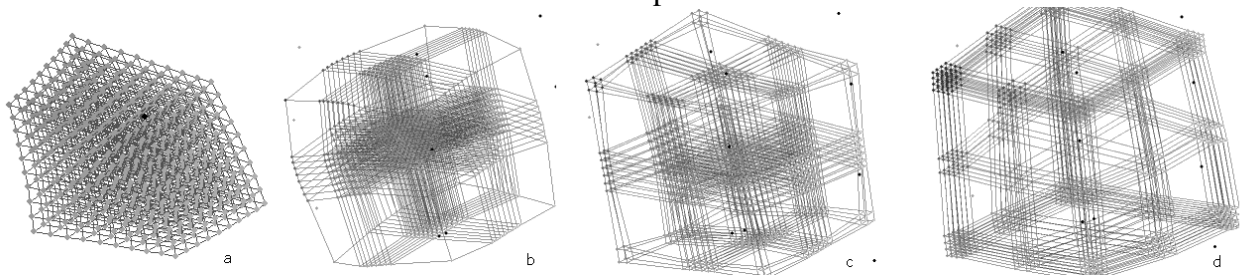


Abb. 54: Initiale Lernphasen der 4D SOM - Variation des Nachbarschaftsradius.

Die Auswirkungen der Variation der Lernparameter ist in Abbildung 54 gezeigt. Das Verfahren der topologieerhaltenden Neuronen Merkmalskarten wird in dieser Anwendung als Interpolationsverfahren „mißbraucht“, um einen annähernd gleichverteilten Neuronenverband zu erhalten. Tabelle 8.3 stellt die Merkmale einer Auswahl möglicher Konfigurationen unterschiedlicher Lernstrategien in Bezug zu Abbildung 55 zusammen.

Abbildung 55a zeigt die Zielvektoren und die Ausgangskonfiguration des Neuronenverbandes vor Trainingsbeginn. Abbildung 55b zeigt ein mögliche abgeschlossene Lernphase, wobei die Wahl der Lernparameter dazu geführt hat, dass alle Neuronen die Zielvektoren direkt besetzt haben. Abbildung 55c zeigt ein mögliches Endstadium, bei dem die Ausdifferenzierung der Neuronenwolke nicht abgeschlossen werden konnte, Abbildung 55d schließlich zeigt eine annähernde Gleichverteilung der Neuronen im Merkmalsraum.

Die Neuronenapproximation der 4D SOM hat dazu geführt, dass ausgehend von einigen wenigen Stützpunkten (oder Stichproben) auf

eine mögliche Gesamtpopulation geschlossen werden kann. Geometrische und parametrische Variablen werden in einem Arbeitsgang approximiert. Ein interessanter Nebeneffekt des Verfahrens ist, dass die so geschaffene Population in einer quadratischen regelmäßig geordneten Matrix vorliegt, es ist also auch gelungen von unregelmäßig verteilten Datensätzen (scattered data) auf regelmäßige Verteilungen zu schließen (FRANKE 1982). Dies hat in Bezug auf erweiternde Visualisierungsansätze Konsequenzen.

Im Prinzip ist die vorgeschlagene Klassifikatorkette mit dem Einsatz topologieerhaltender 4-dimensionaler Merkmalsräume als Methode zur Regionalisierung felsmechanischer und hydraulischer Kennwerte abgeschlossen. Als räumliches Repräsentationsmodell dienen die Neuronaktivitäten, welche die Kennwertverteilungen widerspiegeln und deren vernetzende Gewichtungsmatrix. Natürlich kann die Dreidimensionalität der Modelle nur in der Interaktion mit dem Modell am Bildschirm erfahren werden, und verliert in der Projektion im Printmedium an Aussagekraft.

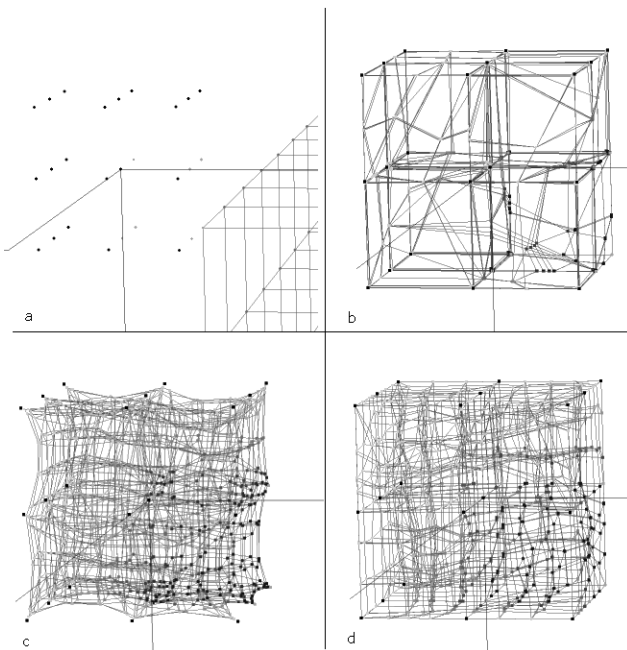


Abb. 55: Abgeschlossene Lernphasen - Variationen der Lernparameter.

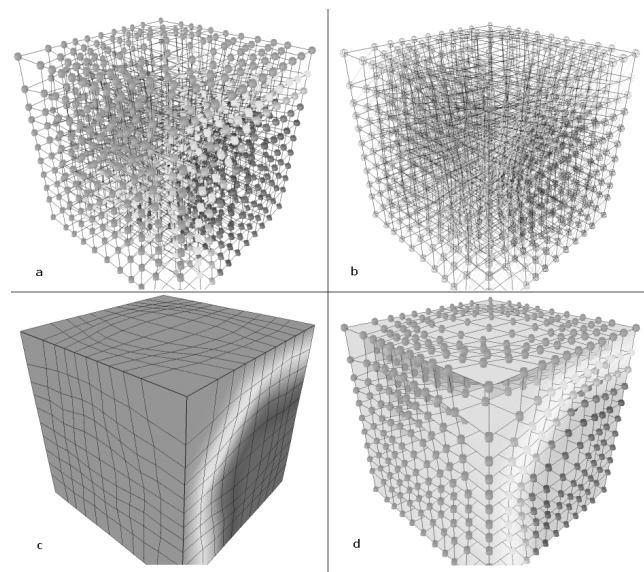


Abb. 56: Darstellung der stochastischen Modellierung als Volumen-NURBS Modell.

Die o.g. geschaffenen Voraussetzungen der kubischen Datenstrukturen bieten die Möglichkeit, die entwickelten Modelle durch ein modifiziertes Volumen NURBS Verfahren (*Non Uniform Rational B-Splines*) darzustellen. Hierzu wurde im Programm 4D GeoSOM ein Ausgabeformat angepasst.

Das V-NURBS Konzept wird in der vorliegenden Arbeit dazu eingesetzt, dessen Möglichkeiten in Bezug auf Rendering Verfahren, Schattierung, Beleuchtung, Transparenz und Interaktion mit den Modellen zu nutzen. Damit wird das Potenzial des VNURBS Verfahrens bei weitem nicht ausgeschöpft. Die ausführlichen Herleitungen und Definitionen des genutzten Verfahrens sind bei PIEGL & TILLER (1997), LASSER (1994) und KESPER 2001 zusammengefasst. Die Nutzung der hier eingesetzten Programme geschieht in freundlicher Zusammenarbeit und Genehmigung des Autors Björn Kesper.

In KESPER (2001) werden u.a. unterschiedliche Konzepte räumlicher Repräsentationsmodelle diskutiert. Dabei wird ein neuer Ansatz

vorgestellt, der die mathematisch integrierte Repräsentation echter Volumenobjekte auf der Basis spezieller Freiformkörper (*Non Uniform Rational B-Spline Volumes*) erlaubt. Weitergehend als es z.B. bei LASSER (1994) beschrieben wird, werden hier auch Modellierungstechniken diskutiert und insbesondere Konzepte der Datenhaltung als integrierte Methodik im Geo-Datenmodell GeoCORE KESPER (1995) vor dem Hintergrund einer GIS Anwendung entwickelt.

Wo es sinnvoll erscheint die Ergebnisse der Klassifikationen mittels NURBS Volumen ergänzend zu visualisieren wird dies getan und gesondert darauf hingewiesen.

Abbildung 56 zeigt analog zu Abbildung 55d die Darstellung des Ergebnisses der stochastischen Modellierung einer Parameterverteilung in einem Kubus als Volumen NURBS Modell. Dabei sind verschiedene Möglichkeiten der Visualisierung (Drahtgitter Darstellung, gerenderte Darstellung, Transparenz, kombinierte Darstellung) ausgenutzt.

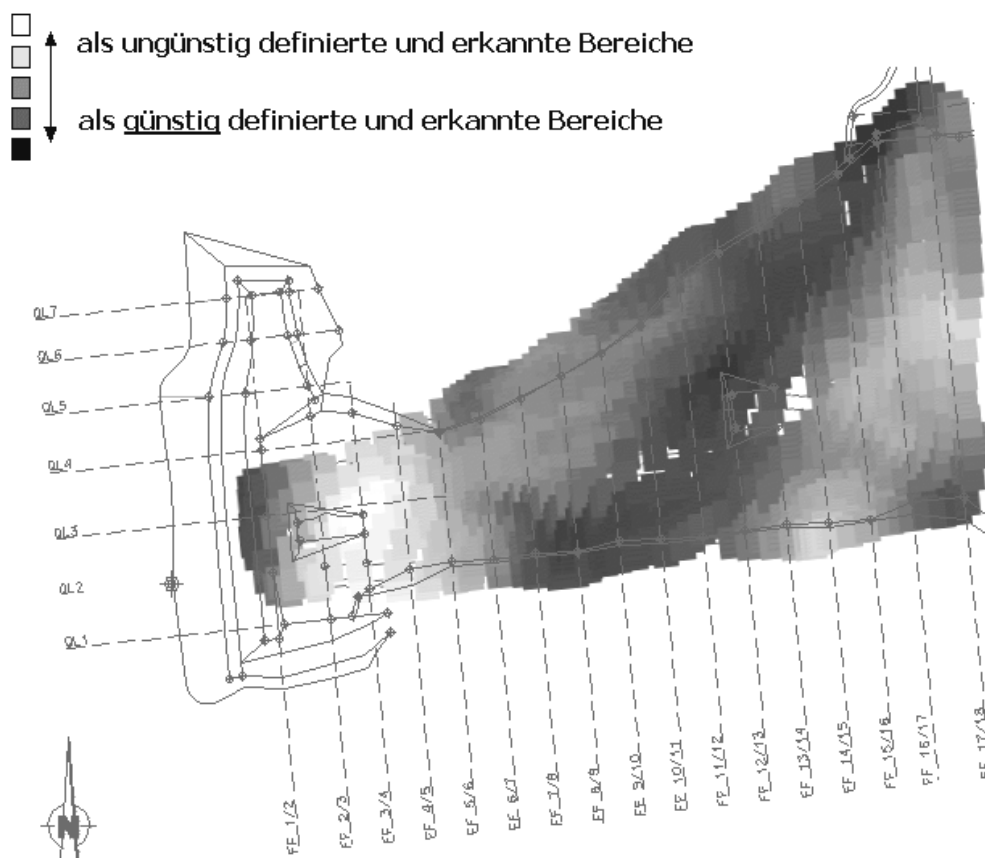


Abb. 57: Ergebnis der 4 D SOM Analyse in 2 D Kartendarstellung (Grauwerte).

Tab. 8.4: Format des Eingabevektors im Fallbeispiel Gefügeklassifikation

lokal x	lokal y	lokal z	Kennwert
135	641	413	1
294	638	414	27
515	620	415	1
552	645	415	5
392	877	413	9
94	1010	410	2
376	1019	410	18
576	938	411	2
611	970	411	5
892	993	413	47
...			

In Anlehnung an das in Abschnitt 5.3 (Abbildungen 16 und 17) gegebene Beispiel soll das Verfahren der 4 dimensional topologieerhaltenden Merkmalskarten zunächst an einem Datensatz aus der Baupraxis erläutert und zur Interpolation von Gefügemesswerten eingesetzt werden. Als räumliche Variable wird der Streichwert (Richtung des steilsten Einfallens) des Schichtungsgefüges gewählt, wobei der ungünstigste Wert als talabwärts, normal zur Mauerachse (6°) definiert wird. Der angenommene günstigste Fall wird durch den Wert repräsentiert, der die tatsächlich gemessene maximale Abweichung aus dieser Raumrichtung darstellt (ca. 120°). Abbildung 57 zeigt das Ergebnis der neuronalen, topologierhaltenden Merkmalsklassifikation, als Grauwerte Verteilung projiziert, auf einen Baugrundriss der westlichen Talflanke der Sperrstelle.

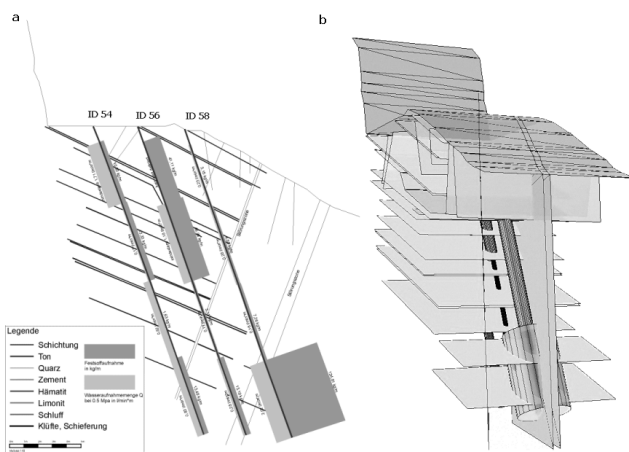


Abb. 58: Teufenabhängige Versuchsdaten in Bezug zum Trennflächensystem (a: 2D, b: 3D).

Im Vergleich mit Abbildung 17 in Abschnitt 5.3 wird deutlich, dass das Verfahren ähnliche Merkmalseigenschaften detektiert wie die dort angewendete Clusteranalyse, ohne dass hier eine interpretative Nachbearbeitung notwendig ist. Als initiale Neuronenmatrix wurde bei dieser flächenbezogenen Datengrundlage, nämlich Gefügemessungen im Großschurf des westlichen Talhanges der Maueraufstandsfläche, anstatt der bereits vorgestellten kubischen Ausgangskonfiguration eine quadratische Neuronenkonfiguration als zusätzliche Option des Evaluationsprogramms 4D GeoSOM gewählt.

Zum Abschluss dieses Abschnittes soll das Verfahren vergleichend zu einigen Ergebnisdarstellungen von WD und Injektionstests gezeigt werden, wobei hier die Eigenschaften der 4D SOM als räumliches Interpolationsverfahren im Vordergrund stehen. Ergänzend zu den im Herbst 1994 durchgeführten WD- und Injektionsversuchen im Bereich der Mauerachse (Mauerfeld 14/15, westlicher Talhang), wurden im Oktober und November 1995 zusätzliche Versuchsreihen in den Feldern 13 und 14 am Mundloch des Erkundungstollens 2 durchgeführt. Diese wurden notwendig, da Ausrüstung und Durchführung der 1994 abgeschlossenen Arbeiten unzulänglich waren, so dass eine Auswertung und Interpretation der Ergebnisse nicht möglich war. Die ergänzenden Arbeiten wurden durch eine Diplomarbeit (HÄGELE 1996) begleitet, die eine ausführlichere Aufnahme und Darstellung von Trennflächeneigenschaften und eine detaillierte Dokumentation der Versuchsdurchführung und deren Rahmenbedingungen ermöglichte.

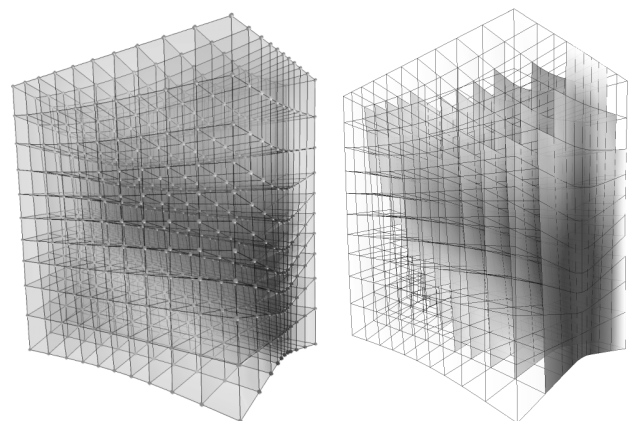


Abb. 59: Aufenthaltswahrscheinlichkeiten hoher WD Werte als VNURBS Modell einer 4D SOM Approximation.

Neben den auswertenden Diagrammdarstellungen, die z.B. Verpressmengen in unterschiedliche Abhängigkeiten stellen, wurden Darstellungen angeboten, die teufenabhängige Versuchsdaten in Bezug zum Trennflächensystem zweidimensional abbilden (Abb. 58a). Den Versuch einer daraus abgeleiteten räumlichen Darstellung zeigt Abbildung 58b. In Abbildung 59 ist der Parameter *WD Wert* in einem räumlichen Kontinuum als Neuronenkubus (11^3 Neuronen) modelliert. Eine hohe Aufenthaltswahrscheinlichkeit großer *WD* Werte auf der Basis der Stichproben aus den verpressten Bohrlochabschnitten (5m) ist durch dunkle Grauwerte angezeigt. Die 4 dimensionale Approximation (*x*, *y*, *z*, Kennwert) ist als VNURBS Modell visualisiert¹¹. So sind beliebige Verschneidungen realisierbar und es stehen vielfältige Optionen zur Variation der Darstellungsform zur Verfügung.

8.5 Ausgewählte Ergebnisse der neuronal-basierten Modellierung

Abschliessend sollen einige ausgewählte Modelle gezeigt und vergleichend diskutiert werden. Da die Maßstabsabhängigkeit, neben der Probenstützung und der Varianz der Wertebereiche, ein entscheidendes Kriterium der Modellbildung ist (vgl. Abschnitt 3) soll dieses auf definierte Skalen bezogen auf das Untersuchungsgebiet geschehen. Dabei wird folgende Einteilung vorgeschlagen:

Bohrlochmaßstab:

Anhand von Untersuchungsergebnissen eines Versuchsfeldes von 2 * 3 Kernbohrungen, das im Rahmen ergänzender *WD*- und Injektionstests 1995 angelegt wurde, sollen Aussagen abgeleitet werden, mit denen die Reichweite von Feststoffinjektionen abgeschätzt werden kann. Dies beeinflusst unmittelbar die Dichte des Rasters von Injektionsbohrungen (Abschnitt 8.5.1).

Mauerfeld:

Die im Rahmen der verschiedenen Planungsphasen durchgeführten Berechnungen zu geotechnischen und hydrologischen Fragestellungen wurden zumeist abschnittsweise auf Bereiche von Mauersegmenten bezogen. Den Ergebnissen dieser Berechnungen sollen die Ergebnisse der softcomputing Analyse gegenübergestellt werden (Abschnitt 8.5.2).

Aufstandsfläche:

Die nutzbare Datenbasis der vorliegenden Arbeit bezieht sich auf Mess- und Versuchsdaten, die einen Bereich abdecken, der die gesamte Aufstandsfläche des Absperrbauwerkes umfasst. Diese Daten sollen zu einer großräumigen Gesamtsystemanalyse genutzt werden (Abschnitt 8.5.3).

8.5.1 Untersuchungen im Bohrlochmaßstab

Zieldefinition:

Die Auswertungen der 1995 durchgeführten *WD* Tests und Probeinjektionen haben gezeigt, dass keine Abhängigkeiten von Verpressmengen zur Teufe der Versuchsbohrungen existierten. Allerdings wurde eine signifikante Abhängigkeit der verpressten Zementsuspensionsmengen zur Reihenfolge der Versuche festgestellt (Abb. 60), was darauf schließen lässt, dass die ersten Probeinjektionen einen Bereich abdichteten, der das gesamte Versuchsareal umfasst. Dadurch werden auch Interpretationen erschwert, die aus der Sättigung des Gebirges bei Probeinjektionen voraussichtliche Aufnahmekapazitäten und damit indirekt auch die Dimensionierung des Dichtungsschirmes herleiten. Da zudem keine Korrelation zwischen den Ergebnissen der *WD* Versuche und denen der Probeinjektionen existiert, erscheint es sinnvoll und notwendig Parameter zu detektieren, die Hinweise auf die laterale Ausbreitung der Zementsuspension in den jeweiligen Bohrlochabschnitten geben.

¹¹ Farbcodierte 3D Visualisierungen sind in ihrem vollen Informationsgehalt nur durch die Interaktion am Bildschirm erfahrbare. Im Printmedium geht leider einiges der umgesetzten Zieldefinitionen verloren.

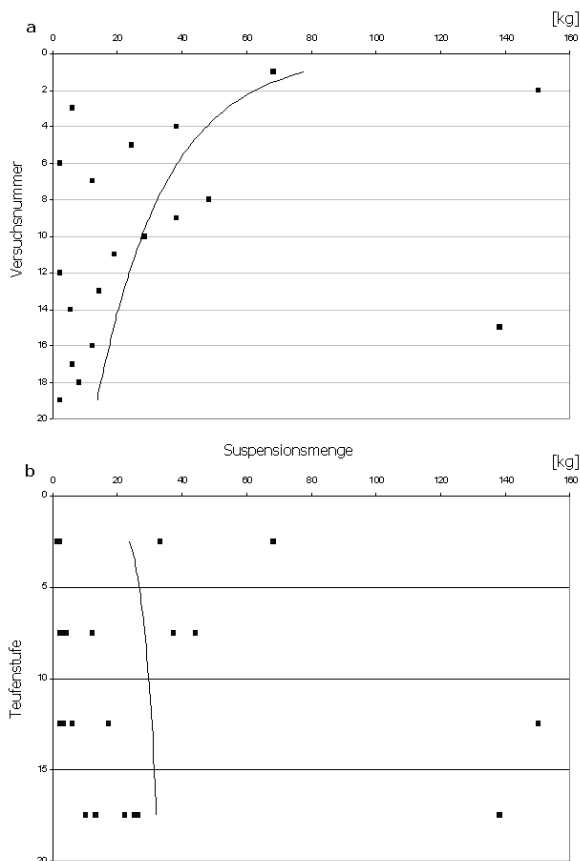


Abb. 60: Beziehung zwischen Suspensionsmenge und Versuchsreihe (a) bzw. Teufenstufe (b), (logarithmische Trendlinie).

Datengrundlage:

Grundlage des Trainingsdatensatzes sind Ergebnisse von Untersuchungen und Bohrlochaufnahmen der ergänzenden WD- und Injektionstests vom Herbst 1995. Dem trainierten Netz werde dann Daten aus dem Bereich der gesamten Aufstandsfläche zur Klassifikation dargelegt, um über die Regionalisierung der Ergebniswerte mittels der 4D topologierhaltenden Merkmalskarte zu einer Beurteilung des Bereiches der Sperrstelle zu gelangen.

Neben den hier erläuterten Datengruppen lagen dem Autor auch Informationen aus Beobachtungen und Messungen eigener Geländebegehungen vor. Insbesondere wurden Bereiche untersucht und aufgenommen, in denen Injektionsbohrungen der 1. und 2. Erkundungsphase (1990/91) im Zuge der Felsfreilegung der Aufstandsfläche am östlichen Talhang (ab März 2001) in einer Teufe von ca. 6 bis 8m angeschnitten wurden (siehe Fototafel im Anhang A.6). Hier konnte geschätzt werden, welchen Wirkungsradius die Feststoffinjektionen erreichten, um diese Werte mit den

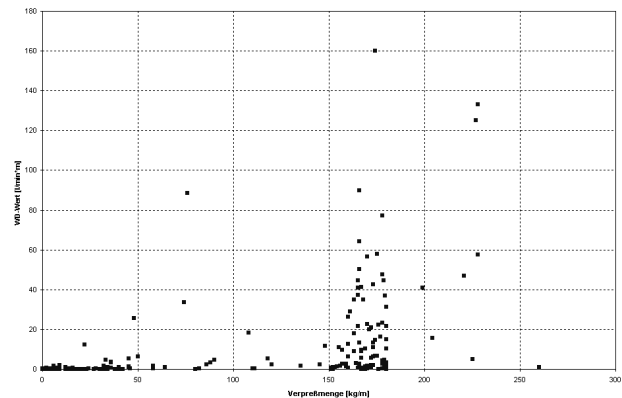


Abb. 61: Streudiagramm der Beziehung WD Test [l/min*m] zu Probeinjektion [kg/m].

Versuchsdaten zu korrelieren. Da diese Beobachtungen jedoch nur an wenigen Stellen möglich waren, und zudem nur in einem recht oberflächennahen Bereich gemacht werden konnten, wurde auf diese Daten als Bewertungsgrundlage verzichtet.

Methodik:

Aus Abbildung 61 wird ersichtlich, dass eine simple Ableitung von Ergebnissen der WD Tests nicht auf wahrscheinliche Verpressmengen von Zementsuspensionen und etwaige daraus abgeleitete Interpretationen schließen lassen. Die zeitliche Trajektorie des Prozesses, nämlich die Abfolge der sich gegenseitig beeinflussenden Injektionsarbeiten, und auch verfahrenstechnische Abbruchkriterien bleiben dabei unberücksichtigt. Auch muss zwischen sporadischen Probeinjektionen und Versuchsfeldern unterschieden werden, die die Geometrie eines geplanten Abdichtungsschirmes nachführen.

Daher wird versucht eine Korrelation unabhängiger Randbedingungen des Versuchs zur möglichen Verpressmenge und damit der Reichweite der Injektionsmaßnahme herzuleiten. Dazu werden folgende Annahmen getroffen, die durch entsprechende Lernvektoren im neuronalen Netz (überwachtes und nicht überwachtes Lernen) zu einer Zuweisungsvorschrift „festgefroren“ werden:

- Ein hoher Wasserverlust beim WD Versuch weist auf eine große Aufnahmekapazität von Injektionsgut hin.
- Bei einer hohen Trennflächendichte kann es zwar große WD Werte geben es müssen a-

ber keine großen Verpressmengen von Injektionsgut erreicht werden.

- Bei einer geringen Trennflächendichte weisen große WD Werte auch auf große Verpressmengen hin.
- Ein hoher maximaler Verpressdruck weist bei hoher Trennflächendichte und möglichen hohen WD Werten auf eine geringe Aufnahmekapazität von Injektionsgut hin.

Dieses simple Regelwerk genügt, um Wahrscheinlichkeitswerte für Areale schätzen zu können, in denen große Mengen an verpresster Zementsuspension auch einen großen Wirkungsradius im Sinne eines weitreichenden Abdichtungserfolges aufweisen. Im neuronalen Netz wird über die Modifikation der Gewichtungen während des Trainings eine Funktionsapproximation durchgeführt, die eine Zuweisungsvorschrift definiert. Dies wird hier (entgegen der Globalstrategie (Abb. 36)) durch überwachte und nicht überwachte Lernverfahren erreicht.

Ergebnisse:

Abbildung 62 zeigt einige Zeitschritte im Lernprozess der 2D Som. Ergebnis der Trainingsphase ist die Abbildung zweier Eingangsvektoren als unterschiedliche Aktivitätsmuster auf der Merkmalskarte. In dem gezeigten Beispiel ist der Ausgaberaum bei Abschluss des Lernen zweigeteilt. Analog zu der Fähigkeit überwachter Lernverfahren den Merkmalsraum über die Vorgabe von exemplarischen Klassenrepräsentanten selbständig zu teilen (Abb. 62) um eine Klassenzuweisung zu ermöglichen, kann die selbstorganisierende Karte auch dazu genutzt werden, die Datengruppen an dem trainierten Merkmalsmuster zu testen. Die Stellgrößen des neuronalen Netzes sind in Tabelle 8.5 zusammengefaßt.

Der Trainingsdatensatz spiegelt das o.g. Regelwerk wider. Zwei konstruierte Vektoren repräsentieren günstige und ungünstige Bedingungen für einen hohen Wirkungsgrad der Feststoffinjektionen:

Worst case (geringer Wirkungsradius):
WD Wert: 0, Trennflächenziffer 1, Trennflä-

chenziffer (nur ss): 0, RQD Zahl: 0, Maximaler Verpressdruck: 1, Versuchsdauer 1 }

Best case (großer Wirkungsradius):

WD Wert: 1, Trennflächenziffer 0, Trennflächenziffer (nur ss): 1, RQD Zahl: 1, Maximaler Verpressdruck: 0, Versuchsdauer 0

Tab. 8.5: Stellgrößen der 2D SOM im Fallbeispiel Wirkungsradios von Probeinjektionen.

Dimension der Merkmalskarte	20 ²
Nachbarschaftsradius	20
Lernrate (zu Beginn)	2
Lernschritte	2000
Dauer der Lernphase	ca. 4 sec
<i>ohne lernbegleitende Visualisierung auf PC Pentium 500, 256 MB Ram</i>	

Die Werte sind in einem Zahlenraum von 0 bis 1 normiert, wenn eine Gewichtung einzelner Messdatentypen gefordert ist kann diese im Eingabevektor codiert werden.

Wie in Abschnitt 8 dargestellt, verlässt die 2D Som die Ebene der Musterbildung nicht, d. h. die Bedeutungszuweisung erfolgt durch den Anwender. Abbildung 63 zeigt das Ergebnis der neuronalen Systemanalyse in einer teufenbezogenen Darstellung. Es wird deutlich, dass unter diesen gewählten Randbedingungen lediglich in den oberflächennahen Bereichen (1-5m) eine Zementinjektion als weitreichend klassifiziert wird.

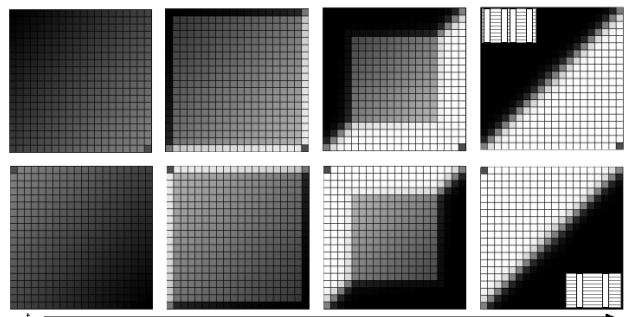


Abb. 62: Lernphasen der selbstorganisierenden Merkmalskarte.

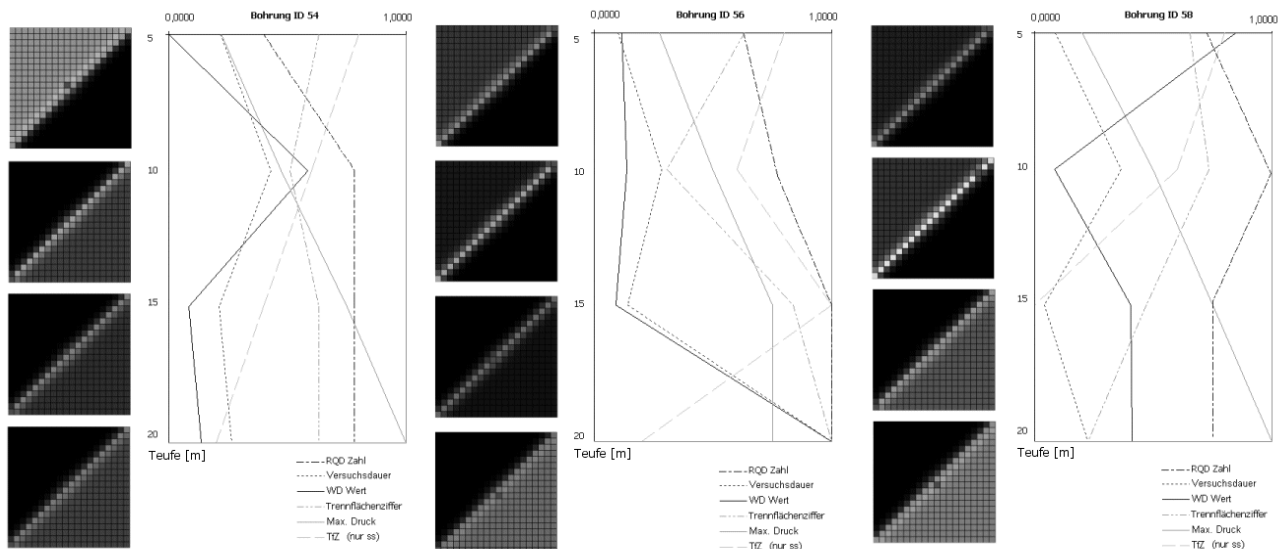


Abb. 63: Bohrung ID 54 bis 58: Ergebnis der 2D Som Analyse.

Ein überwachtes Lernverfahren soll nun anhand eines ähnlich strukturierten Datensatzes (Informationen zu RQD Zahlen und differenzierte Trennflächenangaben lagen hier nicht vor) eine qualitative Schätzung für den gesamten Gründungsbereich liefern, die eine Interpretation bezüglich der Dichte der Aufpunkte des Dichtungsschleiers zulässt. Die Trainingsdatensätze sind analog zum obengenannten Beispiel gewählt, wobei hier durch die Wahl von 3 Zustandsvektoren eine differenzierte Klassifikation angestrebt wurde.

Die Eckdaten der Stellgrößen im neuronalen Netz und der hier eingesetzten vorverarbeitenden Klassenbildung, gibt folgende Ablaufdokumentation des Programmsystems GNT wieder:

Ausgabedatei:

```
C:/Programme/GeoNeuroTool/Date
nbank/RegioWD-TFZ-Zeit.txt
des Geo-Neuro-Tools
Erstellt am 20.06.2002
um 15:31:27
```

Netzstruktur:

```
Anzahl Neuronen in der
Eingabeschicht = 24
Anzahl Neuronen in der
Hiddenschicht = 7
```

```
Anzahl Neuronen in der
Ausgabeschicht = 3
```

Kodierung der Datenvektoren
mittels Klassenbildung.

Verwendete Messdatentypen
mit Klassenparametern:

```
Druck max
Klassenbreite : 0,5
Von : 0
Bis : 3
Anzahl Klassen: 6
```

```
Versuchsdauerdauer
Klassenbreite : 33,3
Von : 50
Bis : 250
Anzahl Klassen: 6
```

```
Trennflaechenziffer
Klassenbreite : 10
Von : 0
Bis : 60
Anzahl Klassen: 6
```

```
WD-Wert pro Etage
Klassenbreite : 10
Von : 0
Bis : 60
Anzahl Klassen: 6
```

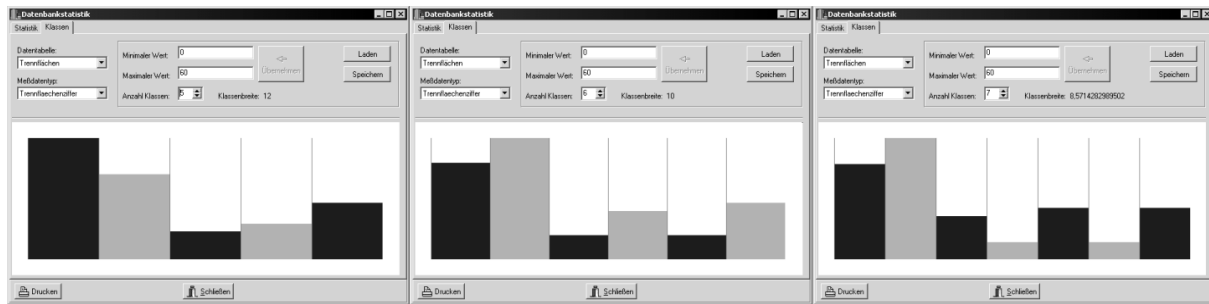


Abb. 64: Wahl der Klassenparameter im Statistikdialog des GNT.

Die Wahl der Klassenparameter wird in einem gesonderten Dialog im GNT durch eine Visualisierung der besetzten Klassen und deren Verteilungsform unterstützt (Abb. 64). Aus den dargestellten Optionen wurde in diesem Beispiel die mittlere Klassenzuweisung gewählt.

Abbildung 65 zeigt einen Ausschnitt der programminternen Ergebnisdarstellung. Auf drei Ausgabeneuronen wurden 3 Systemzustände trainiert und durch den gesamten eingesetzten Datensatz (183 Datengruppen, aus 9 Bohrungen bis zu einer Tiefe von 80m) abgebildet. In der 3D Visualisierung 66 ist der Bereich, in dem ein großer Wirkungsradius von Injektionsmaßnahmen geschätzt wurde (best case) in dunklen Grauwerten dargestellt. Das betreffende Areal ist zur besseren Identifikation nachträglich farblich herausgehoben worden.

Die Interpretation dieses Modells kann Bereiche festlegen in denen ein Injektionsschirm mit größeren Bohrlochabständen eine ausreichende Vergütungsmaßnahme darstellt.

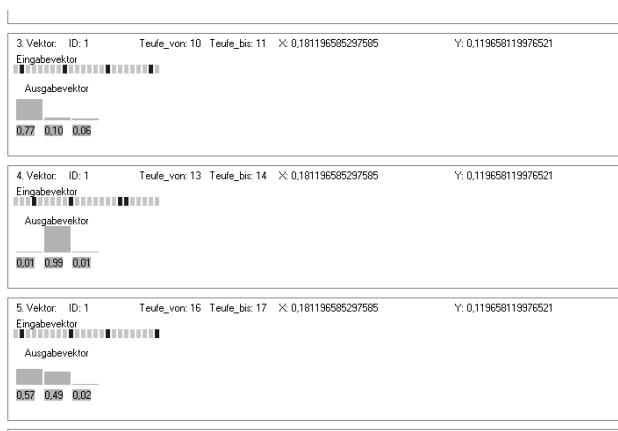


Abb. 65: Ergebnis der neuronalen Systemanalyse in der programminternen Darstellung.

In der im unteren Bildteil der Abbildung 66 dargestellten Aufsicht des Modells ist als eine Option der VNURBS Visualisierung eine triangulierte Flächenrepräsentation gewählt, was eine Unterteilung des Areal für unterschiedliche Handlungsanweisungen erleichtert. Das Modell muss in Vergleich mit anderen Modellen interpretiert werden, welche die generelle Injektionswürdigkeit des Gebirges repräsentieren (s. Abschnitt 8.5.2} und 8.5.3), damit der östliche Hangbereich, der hier mit der Notwendigkeit dichter Injektionsbohrungen dargestellt wurde, in allen Kontexten beurteilt werden kann, um zu einer zusammenfassenden Wirkungsanalyse des Gebirges zu gelangen.

Auf der Grundlage der gewählten Ausgangsdaten schlägt der neuronale Schätzer als rein qualitative Aussage vor, die Injektionsmaßnahmen am westlichen Hangbereich in größeren Bohrlochabständen durchzuführen.

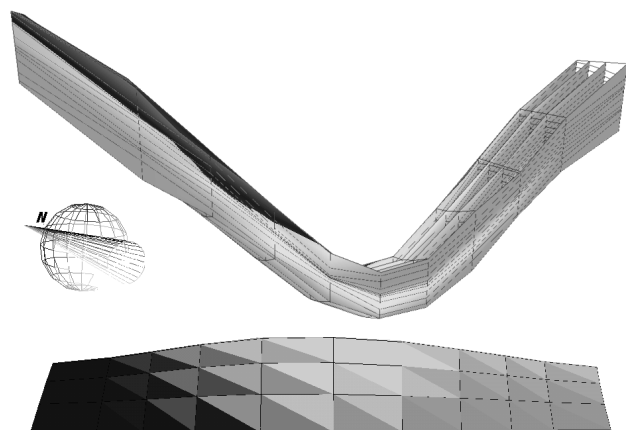


Abb. 66: Ergebnis der neuronalen Systemanalyse einer Volume NURBS 3D Darstellung.

8.5.2 Untersuchungen einzelner Mauerfelder

Zieldefinition:

Analog zu der in Abschnitt 5.4 erläuterten nicht-linearen multiplen Regressionsanalyse in Form von Trendflächen soll nachfolgend das Konzept der KNN mit überwachten Lernstrategien auf multivariate Datensätze angewendet werden. Die Ergebnisse dieser Klassifikation sollen dann mit den in Abschnitt 8.4 erläuterten Methoden der neuronal-basierten Regionalisierung von Kenngrößen durch vierdimensionale Merkmalskarten und der daran anschließenden Visualisierung mittels Volumen NURBS weiterverarbeitet werden. Die so geschaffene räumliche Abbildung eines Kennwertes, die eine aus den in Tabelle 8.6 zusammengefassten Mess- und Versuchsdaten ermittelte Risikoschätzung für zu erwartende hohe Sohlwasserdrücke ohne Beachtung von Injektions- und Dränmaßnahmen darstellt, kann dann mit den in Abschnitt 4.4 (Abbildung 8) vorgestellten FE Analysen verglichen werden.

Datengrundlage:

Über die Datenbankschnittstelle des Evaluationsprogrammes wurden Werte aus 4 Bohrungen ausgewählt, die im Bereich der Mauerfelder 13 bis 16 liegen (Abb. A.2 im Anhang).

Tab. 8.6: Struktur der Trainingsdatensätze für die Klassifikation multivariater Gebirgseigenschaften.

	Innere Parameter	Äußere Parameter
Zustandsvariable	Trennflächenziffer, WD Wert, max. Injektionsdruck, Injektionsmenge, Lageinformationen	Stauhöhe, Bauwerkslast, Gebirgslast
Geometrische Variable	Gefügegeometrien	

Methodik:

Der Eingabevektor des neuronalen Netzes setzt sich aus Zustandsvariablen und geometrischen Variablen zusammen (vgl. Abschnitt 5.1), auf abgeleitete Variablen als Funktionen von Zustandsvariablen wird verzichtet. Diese Variablengruppen lassen sich in *innere* und *äußere* Parameter unterteilen, wobei die inneren Parameter Felseigenschaften beschreiben und die äußeren Parameter die von außen wirkenden oder beeinflussenden Größen bezeichnen (Tab. 8.6 und Abb. 67).

Aus der Struktur der Trainingsdatensätze ergibt sich die in Tabelle 8.7 dargestellte Dimension des Neuronenverbandes im Backpropagation Netz. Die Trainingsdatensätze im überwachten Lernprozess sind hier zum Teil synthetisch generiert, d.h. sie setzen sich aus Mess- und Versuchsergebnissen der Bohrungsdatenbank, sowie definierten Randbedingungen zusammen. Die Gewichtung der Einzelparameter erfolgt durch den anwendenden Experten. Die Strategie in der Trainingsphase folgt einem „worst case“, Szenario, dabei werden zwei Trainingsvektoren definiert, wobei sich einer aus ungünstigen Randbedingungen für das zu bewertende System zusammensetzt und ein

Tab. 8.7: Konfiguration des Neuronenverbandes für die multivariate Klassifikation.

	Binärcodierter Datensatz
Eingabeschicht	55
Verdeckte Schicht	17
Ausgabeschicht	2

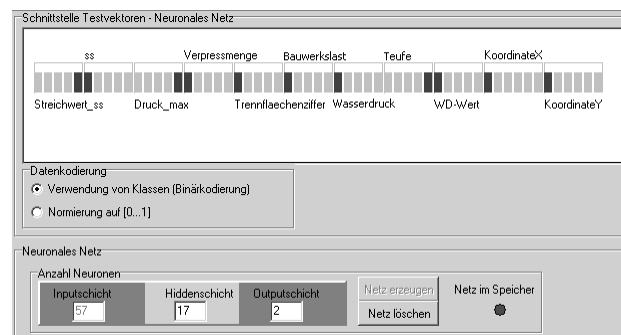


Abb. 67: Trainingsdatensatz multivariater Klassifikation.

weiterer, der einen für das System idealen Zustand beschreibt. Im Zusammenhang mit den zu schätzenden Sohldruckhöhen in der Trennfuge zwischen Bauwerk und Felsuntergrund sind positive Einflüsse wie ein geringer Vernetzungsgrad im Kluftflächensystem, geringe Wasserdurchlässigkeiten im WD Versuch, sowie hohe Auflasten durch das Absperrbauwerk und gering angenommene Wasserstände im Stauraum, berücksichtigt.

Ergebnisse:

Das Klassifikationsergebnis ist als Risikoschätzung für hohe Sohlwasserdrücke in der Gründungssohle der Staumauer in Anbetracht der gegebenen Einflüsse zu bewerten. Abbildung 68 zeigt die ermittelten Kennwerte in einem Balkendiagramm.

Abschließend werden diese Ergebnisse mit der Methode der 4-dimensionalen topologieerhaltenden Merkmalskarte als letztes Glied in der Kette des Klassifikationsprozesses (vgl. Abschnitt 8.4) in eine räumliche Abbildung gebracht (Abbildung 69a). Die Lernparameter wurden dabei so gewählt, das eine annähernde Gleichverteilung der Neuronen im Ausgaberaum erzielt wurde. Die Dimension der Neu-

ronenmatrix beträgt im gezeigten Beispiel 8^3 Neuronen. Abbildung 69b stellt die Visualisierung des Klassifikationsergebnisses als Volumen NURBS Modell dar. Bereiche, die mit einem hohen Wahrscheinlichkeitswert für das Auftreten hoher Sohlwasserdrücke belegt sind, werden in dieser Darstellung (wie auch in den nachfolgenden Profilen) mit dunklen Grauwerten widergegeben.

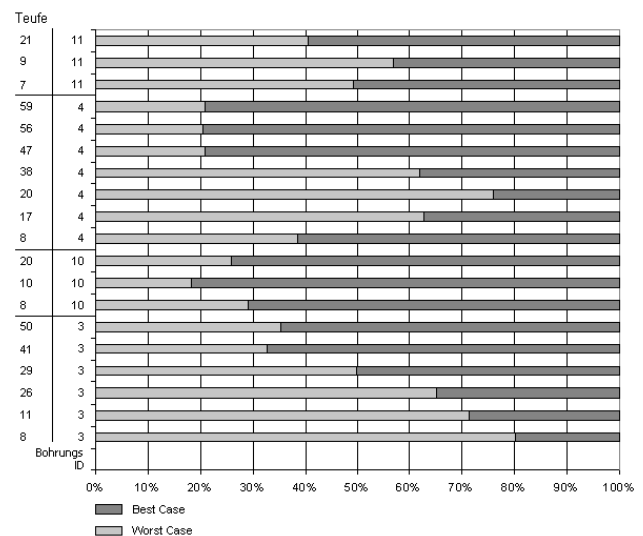


Abb. 68: Ergebnis der Klassifikation multivariater Trainingsdatensätze als Balkendiagramm.

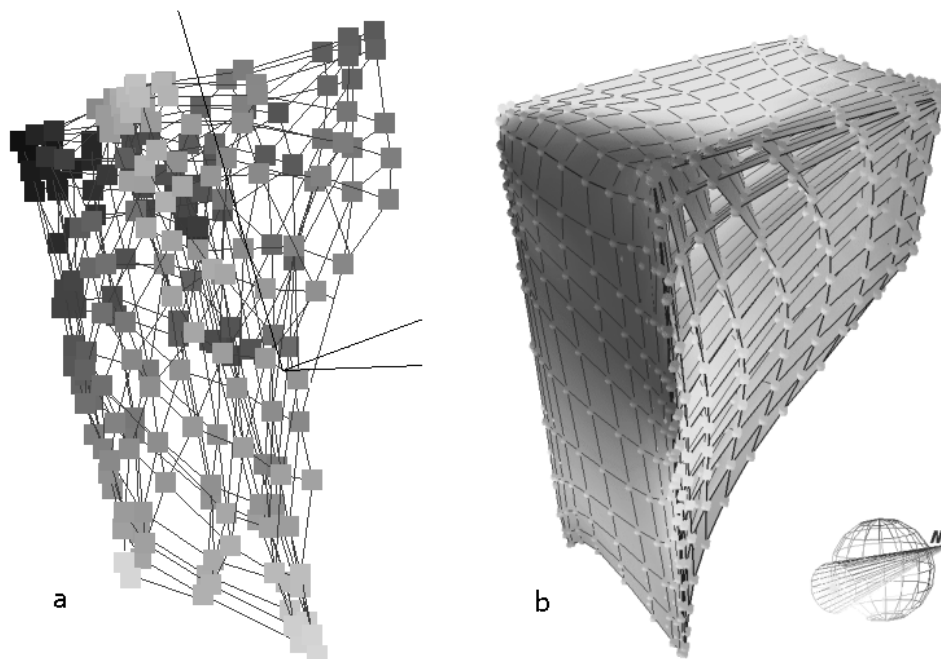


Abb. 69: Multivariate Klassifikation durch kombinierte Lernverfahren der KNN (a), Visualisierung als VNURBS Modell (b).

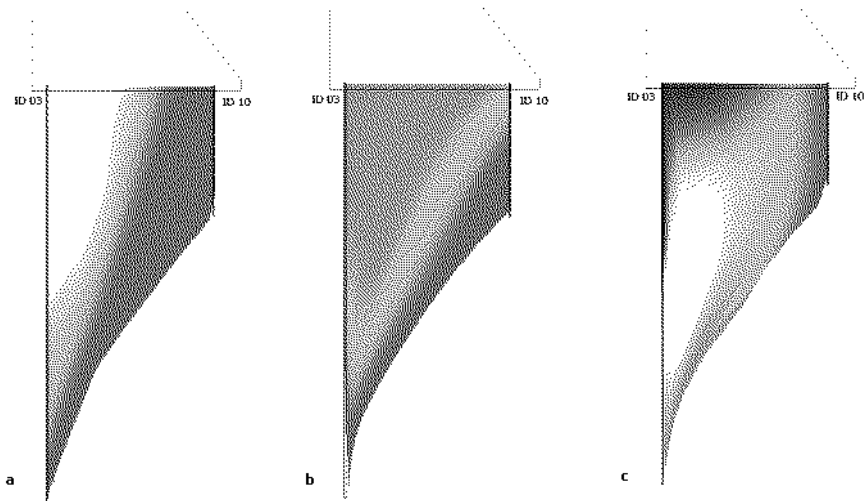


Abb. 70: Ausgewählte Profilschnitte im Bereich der Bohrungen (ID) 03-10.

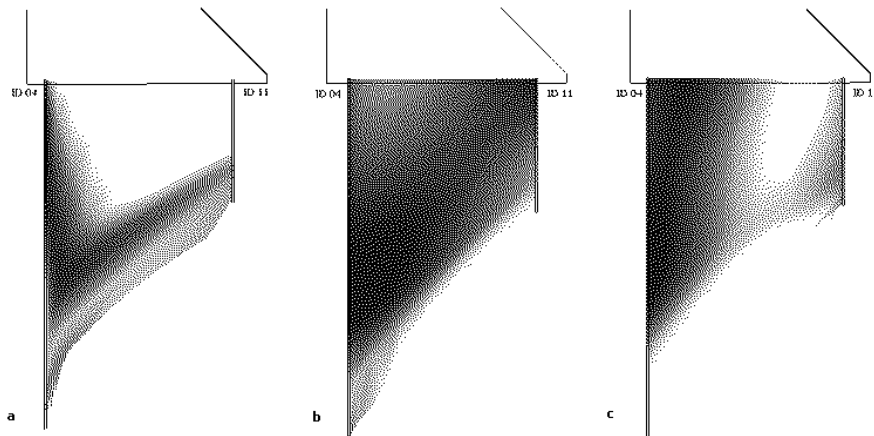


Abb. 71: Ausgewählte Profilschnitte im Bereich der Bohrungen (ID) 04-11.

In den Abbildungen 70 und 71 sind ausgewählte Parametervariationen in Querprofilen dargestellt. Zur besseren räumlichen Referenzierung wurde nachträglich die Lage von Bohrungen und Bauwerksgründung skizzenhaft eingefügt. In Profilschnitten zwischen den Bohrungen (ID 03-10 und 04-11) wurden folgende Eingaberäume definiert:

Abbildungen 70/71a:

Risikoschätzung von hohen Sohlwasserdrücken mit maximaler Stauhöhe und Dichtungsschirm.

Abbildungen 70/71b:

Risikoschätzung von hohen Sohlwasserdrücken ohne Einstau (Referenzrechnung).

Abbildungen 70/71c:

Risikoschätzung von hohen Sohlwasserdrücken ohne Einfluss durch einen Dichtungsschleier.

Diskussion:

Die kombinierten Verfahren der Modellierung multivariater Kenngrößen mit Neuronalen Netzen sind geeignet Risikoanalysen in geotechnischen Anwendungen durchzuführen. Die Verfahren weisen sich durch eine hohe Flexibilität und Robustheit aus. Die Ergebnisse müssen jedoch als qualitative Schätzungen interpretiert werden, wobei keine örtlich diskreten Einflüsse integriert sind.

Es ist jedoch im Vergleich zu den Ergebnissen der Modellierung mittels der Methode der finiten Elemente (Abb. 8) offensichtlich, dass den Ergebnissen ähnlich hohe informative Eigenschaften zugewiesen werden können, d.h. die Modellierung durch Gewichtungsfunktionen kann als Alternative zu den numerischen Methoden der Modellbildung angesehen werden.

8.5.3 Untersuchungen an der gesamten Aufstandsfläche

Zieldefinition:

Die Modellierung über die gesamte Aufstandsfläche des geplanten Absperrbauwerkes soll Bereiche identifizieren, in denen Abdichtungsinjektionen eine wirkungsvolle Maßnahme zur positiven Beeinflussung des Systems Bauwerk - Bauwerksuntergrund darstellen.

Das dreidimensionale Untergrundmodell soll teufenabhängig Bereiche identifizieren, in denen eine hohe hydraulische Leitfähigkeit zu erwarten ist. Das Modell soll durch die Integration der Raumstellung der wasserleitenden Elemente auch eine Beurteilung richtungsabhängiger Strömung zulassen. Die geometrischen Parameter werden aus Gefügemesswerten und Angaben zur Trennflächendichte abgeleitet.

Das Ergebnis soll vergleichend mit K_f Profilen diskutiert werden, die nach den in Abschnitt 7 erläuterten Verfahren aus WD Versuchen ermittelt wurden.

Datengrundlage:

Die Modelle basieren auf Daten aller verfügbaren Bohrlochaufnahmen und Messungen im Bereich der Aufstandsfläche der Staumauer (ca. 70 Bohrungen, s. auch Anhang A.2).

Tab. 8.8: Struktur der Trainingsdatensätze für die Klassifikation wirkungsvoller Abdichtungsinjektionen.

Zustandsvariable	Injektionsmengen, WD Wert, max. Injektionsdruck, Lageinformationen
Geometrische Variable	Gefügegeometrien: Fallwinkel, Fallrichtungen

Im dargestellten Modell (s.u.) wurden 9 Bohrungen im Bereich der Mauerachse ausgewählt.

Methodik:

In diesem Modellmaßstab sollen vornehmlich die Eigenschaften der 4D SOM als Werkzeug zur räumlichen Interpolation genutzt werden. Schließlich wird durch die Kombination überwachter und nicht überwachter Lernverfahren eine einfache Korrelation von Gefügegeometrien und den Ergebnissen der WD Versuche durchgeführt.

Ergebnisse:

Die 4 dimensionale Merkmalskarte erzeugt ein dreidimensionales Parametermodell ausgewählter Mess- oder Versuchsdaten, oder auch vorverarbeiteter multivariater Kenngrößen. Die ortsabhängigen Variablen werden nicht (wie in marktgängigen Mapping Systemen) ebenenorientiert (also in einem zweidimensionalen Parameterraum) interpoliert, sondern in gewichteter Abhängigkeit aller Raumrichtungen und Wertebelegungen generiert, indem der Neuronenverband den Eingaberaum approximiert.

Die Abbildungen 72 und 73 zeigen zunächst Ergebnisse, die jeweils einen einzelnen Parameter der Bohrungsdatenbank (WD Werte, Injektionsmengen und Maximale Injektionsdrücke) im Raum abbilden. Dabei wurden Werte ausgewählt die nicht nach ihrer Höhenlage (m üNN) referenziert sind, sondern die Teufe in der Bohrung unter Geländeoberkante, als dritten Dimensionswert, mitführen. Zur Orientierung wurde in Abbildung 72 ein Plan der Aufstandsfläche des geplanten Absperrbauwerkes auf der oberen Bildhälfte eingeblendet.

In einer weiteren exemplarischen Anwendung des Konzeptes der mehrdimensionalen Merkmalsapproximation sind die o.g. Messdatengruppen mit ihren tatsächlichen topografischen Beziehungen als Eingaberaum definiert. Die Abbildungen 74 und 75 zeigen die Parameterschätzungen für einen Bereich bis 20m unter Geländeoberkante.

Schließlich werden die so geschaffenen, zwar deformierten aber immer noch kubischen Neuronenmatrixen über die Ausgabeschnittstelle des Programms als Volumen NURBS Modell visualisiert. In den Abbildungen 76a-c sind Schnittlinien parallel zum Taleinschnitt als eine mögliche Option der VNURBS Visualisierung ausgewählt.

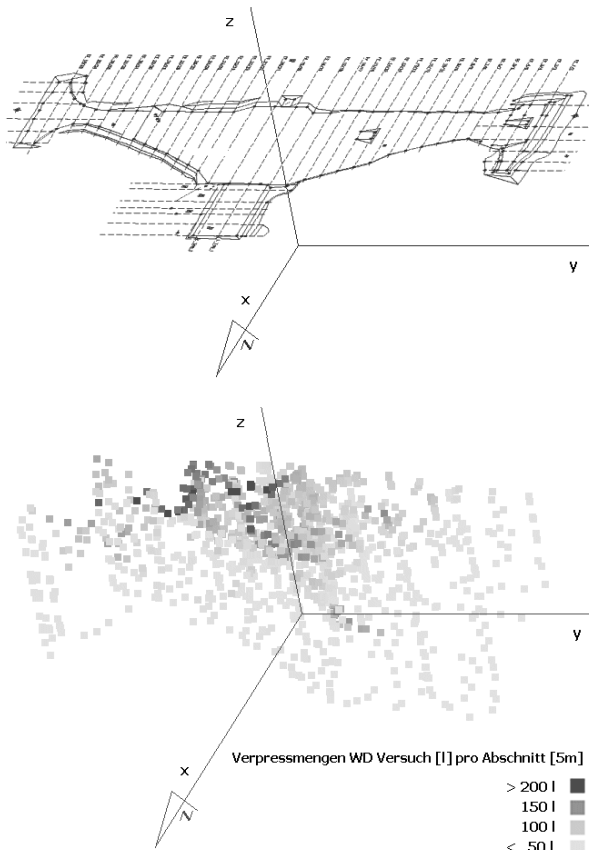


Abb. 72: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation teufenbezogener Einzelparameter.

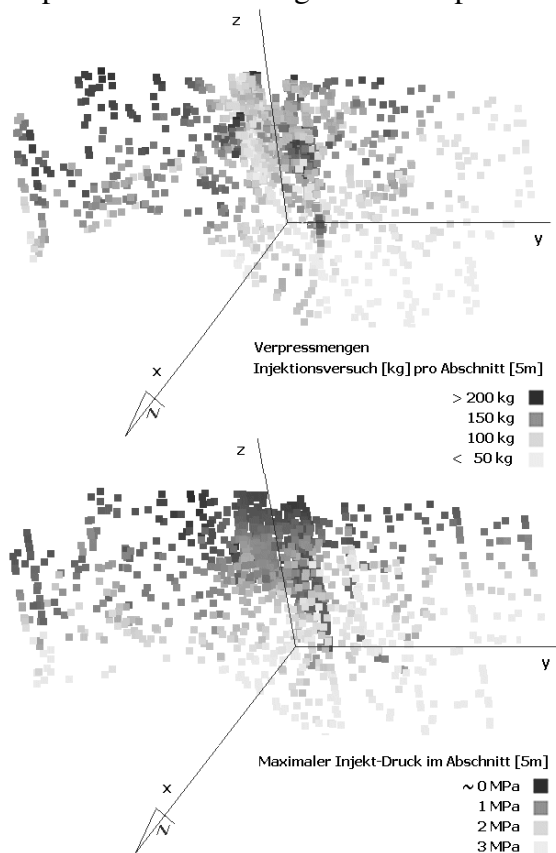


Abb. 73: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation teufenbezogener Einzelparameter (Injektionsmengen und -drücke).

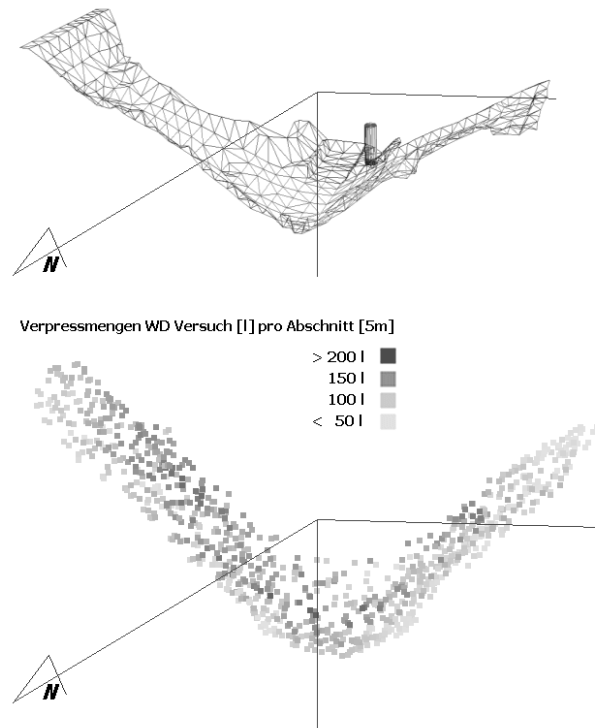


Abb. 74: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation von Einzelparametern (WD Werte).

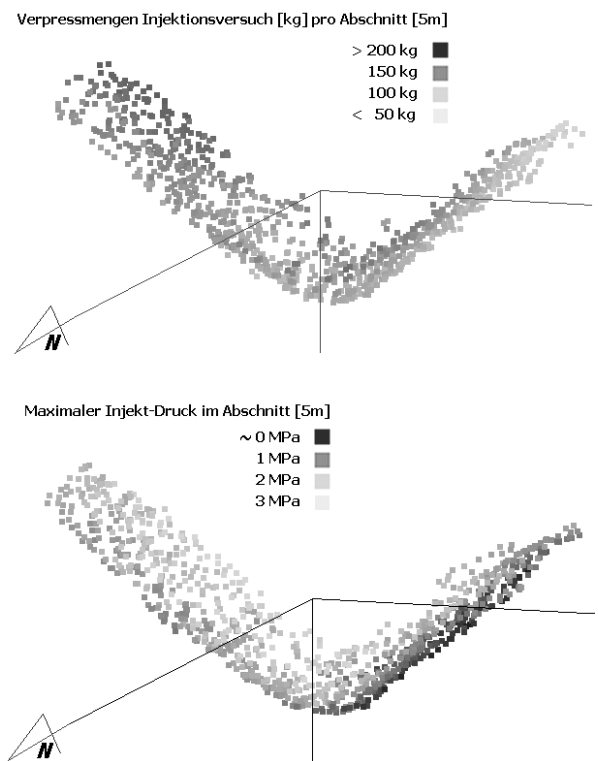


Abb. 75: 3dimensionale neuronal basierte Interpolation von Einzelparametern (Injektionsmengen und -drücke).

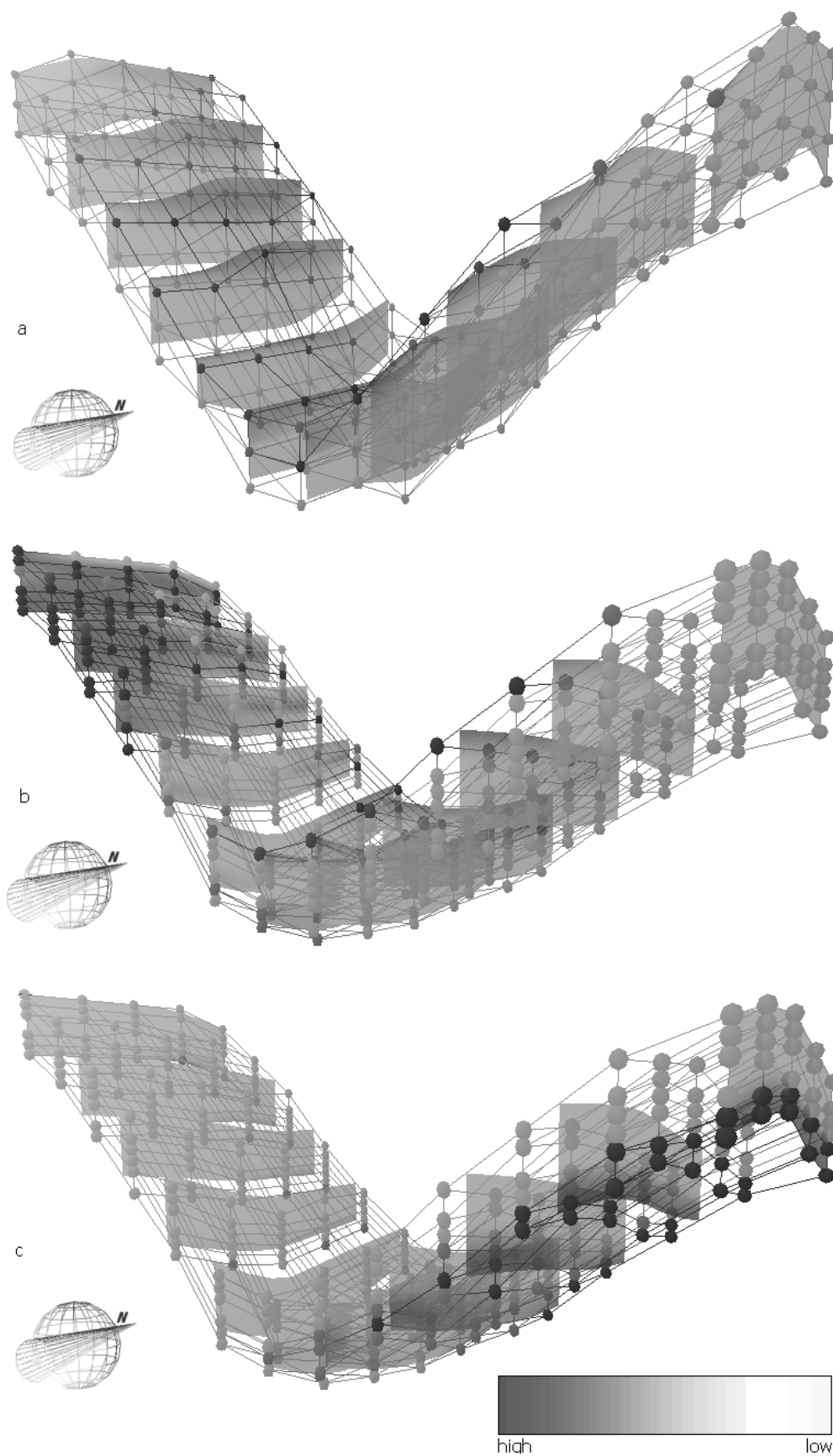


Abb. 76: VNURBS Modelle hydrogeologischer Parameter.

Aus den vielen möglichen Modellen sollen abschließend Gefügegeometrien mit Ergebnissen von WD Versuchen zu einer multivariaten Analyse des betrachteten Systems im Maßstab der Aufstandsfläche herangezogen werden. Dabei wird das Ziel verfolgt, Bereiche mit hoher hydraulischer Leitfähigkeit (dokumentiert durch die Ergebnisse der WD Versuche) und ungünstigen Raumlagen der Schichtfugen sowie einem hohen Vernetzungsgrad des gesamten Kluftflächensystems (als Kennzahl dient hier die Trennflächendichte/m) als Risikobereiche auszuweisen, die durch vergütende Injektionsmaßnahmen vergütet werden sollten. Zwar geht hier eine subjektive Bewertung des Anwenders mit ein, insbesondere wenn „ungünstige Raumlagen“ definiert werden müssen, da unterschiedliche Geometrien eines Trennflächengefüges als ungünstig bezeichnet werden können, im gezeigten Anwendungsbeispiel wurde aber entschieden, dass aus den im zugrundeliegenden Datensatz realisierten Raumrichtungen diejenigen als Lerndatensatz dienen, die mit flachen Fallwinkeln parallel zur Staumauerachse streichen. Alternativ dazu sind auch Raumlagen realisiert und als ungünstig einzustufen, die durch ein steilstehendes Trennflächengefüge normal zur Mauerachse ebenfalls kurze Transportwege bieten; der Evaluation der Methodik dient diese Diskussion jedoch nicht.

Es werden erneut überwachte und nicht überwachte Lernverfahren neuronaler Netze hintereinander geschaltet. Abbildung 78 zeigt die Konfiguration und Codierung der Eingabe-

vektoren, und die Architektur und Dimension des neuronalen Netzes als Snapshot des Evaluationsprogrammes GNT.

Im Programmsystem kann neben der tabellarischen Darstellung über eine einfache, teufenbezogene 2D Visualisierung das Ergebnis der Klassifikation überschlägig beurteilt werden (Abb. 77). Die Abbildung soll hier jedoch lediglich die relativen Ortslagen der Bohrungsaufpunkte parallel zur Staumauerachse aufzeigen.

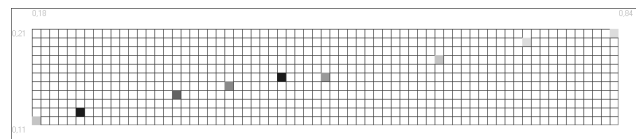


Abb. 77: Programminterne Visualisierung der Ergebnisse der Klassifikation.

Die Abbildungen 79 und 80 zeigen das Ergebnis der Systemanalyse 3 dimensional interpoliert als Neuronenmodell. Gezeigt ist ein Schnitt parallel zur Mauerachse mit den grauwertecodierten Klassifikationsergebnissen, wobei dunkle Werte den Risikobereich anzeigen. Die Ergebnisse beider Codierungsverfahren unterscheiden sich nur unwesentlich, erstaunlich ist es jedoch, dass mit einer Neuronenkonfiguration von nur 4 Eingabe und 2 verdeckten Neuronen eine sehr differenzierte Klassifikation möglich war. Dies zeigt aber auch, dass bei einer sinnvollen Vorverarbeitung der Datensätze die Mächtigkeit des Neuronenverbandes im überwachten Lernverfahren eine nur untergeordnete Rolle spielt.

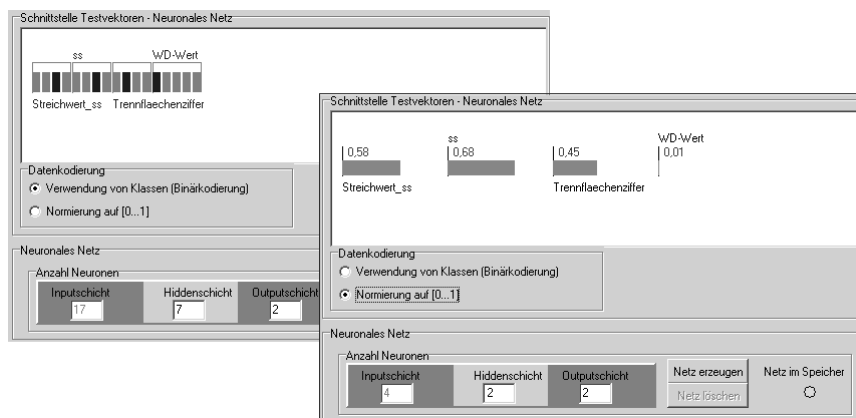


Abb. 78: Konfiguration und Codierung der Eingabevektoren im gekoppelten Modell.

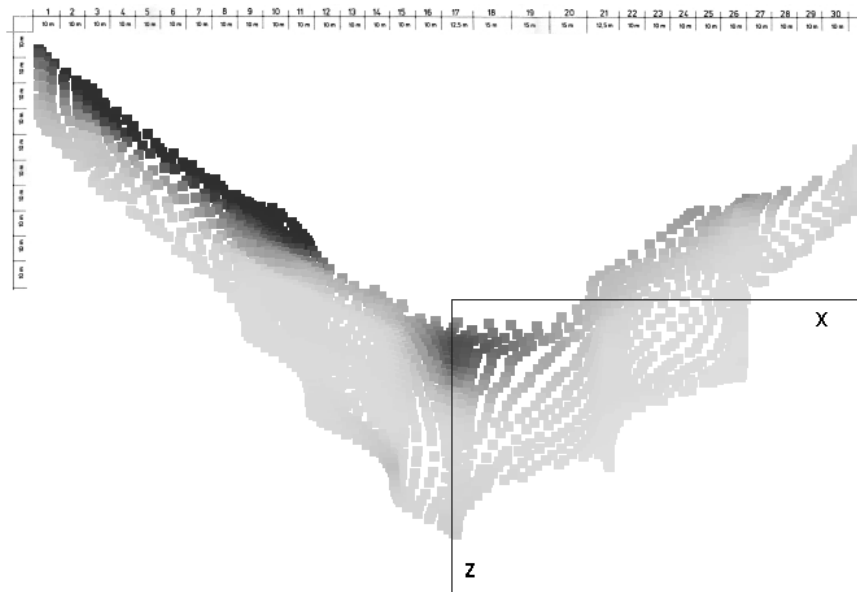


Abb. 79: Neuronale Risikoschätzung der Umläufigkeit des Absperrbauwerkes.

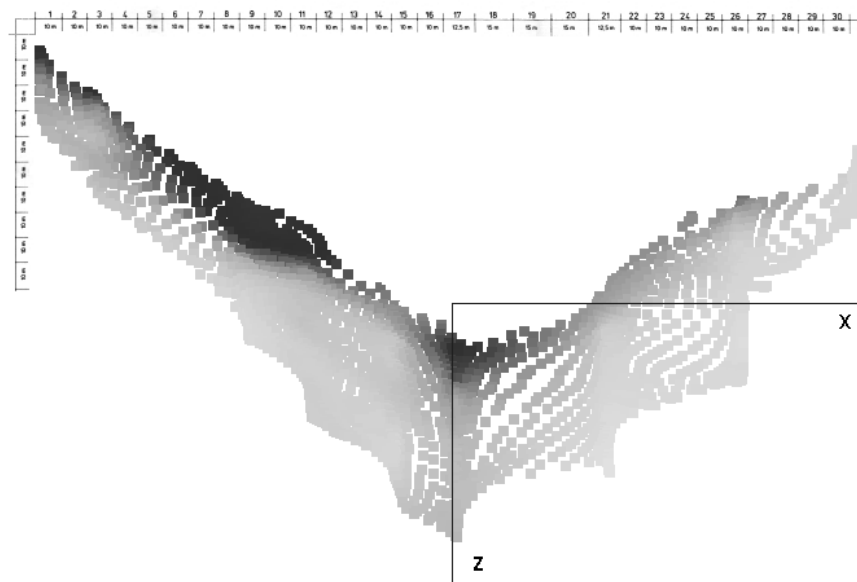


Abb. 80: Neuronale Risikoschätzung der Umläufigkeit des Absperrbauwerkes (Normierung).

Diskussion:

Aus der vergleichenden Beurteilung der verschiedenen Modelle hydrologischer und geologischer Parameterverteilungen können bautechnische Konsequenzen, so auch zur Dimensionierung eines Abdichtungsschleiers, abgeleitet werden. Die Fülle der verarbeiteten und angebotenen Informationen lassen bereits erkennen, dass die Implementierung neuronal basierter Algorithmen zur Detektion, Klassifikation und räumlichen Approximation in einem Informationssystem unter Verwendung moderner Visualisierungstechniken eine sinnvolle

Erweiterung des hier vorgestellten informationswissenschaftlichen Instrumentariums darstellen kann.

Im Vergleich zu den ermittelten Durchlässigkeitsbeiwerten kommt die neuronal basierte Klassifikation zu ähnlichen Ergebnissen wie die in Abbildung A.3 (Anhang) dargestellten Werte. Das mittels der Methode der Neuronalen Netze entwickelte Modell bezieht allerdings das Argument der Richtungsabhängigkeit von Strömungswegen in die Klassifikation mit ein.

8.6 Diskussion der Ergebnisse

Die am Beispiel des Talsperrenprojektes Leibis/Lichte gezeigten Anwendungen neuronaler Klassifikatoren zur Modellierung von Eigenschaften des Gebirges und der darin ablaufenden Prozesse haben die Stärken und Einschränkungen der angewendeten Verfahren deutlich gemacht. Die Klassifikation mittels neuronaler Netze kann die subjektive Einschätzung des anwendenden Experten in den Klassifikationsprozess einbeziehen. Die Entscheidungspfade bleiben nachvollziehbar und rekapitulierbar, d.h. die Gewichtung und Auswahl der jeweiligen Einflussgrößen als ein entscheidender vorverarbeitender Schritt bleibt transparent und diskussionsfähig.

Die einzelnen Glieder der Klassifikatorkette können gemäß den Zieldefinitionen des Modellbildungsprozesses beliebig kombiniert werden, der Methodenpool der softcomputing basierten Verfahren bietet dabei vielfältige Nutzungsmöglichkeiten. Diese Flexibilität ist neben der Robustheit und dem vergleichsweise simplen Aufbau und der Implementierbarkeit der Verfahren ein positives Merkmal neuronaler Netze.

Die echte Dreidimensionalität in der Modellierung gewichteter Abhängigkeiten und Zuordnungen durch die verschiedenen angewendeten Verfahren ist ein entscheidendes Kriterium in der Bewertung der Güte der Verfahren. Geosysteme können zwar in ihren Wirkungsmechanismen durch zwei- oder auch eindimensionale Prozessmodelle prinzipiell dargestellt werden, trotzdem bleiben Boden und Fels dreidimensionale Räume mit richtungsabhängigen Strömungs- und Transporteigenschaften.

Der Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit liegt im Wesentlichen in der Methodenentwicklung und deren Evaluation an ausgewählten Datensätzen. Daher bleiben einige Einflüsse auf das geologisch/hydraulische System unberücksichtigt, die zur Klassifikation dieser Systeme sicher hilfreich wären. Es wird jedoch deutlich, dass die verschiedenen Verfahren der neuronalen Netze interessante Werkzeuge der Analyse und Modellierung bieten.

Viele verfahrenstechnische Abläufe bei Abdichtungsinjektionen bleiben schwer zu planen, eine sorgfältige Versuchsdurchführung ist die Basis erfolgreicher Abdichtungsmaßnahmen. Zudem muss während der fortlaufenden Arbei-

ten immer die Möglichkeit einer Modifikation der Injektionsarbeiten gegeben sein, da viele Informationen erst in dieser Arbeitsphase erschlossen werden. Die Injektionsarbeiten an der Talsperre Leibis/Lichte werden voraussichtlich im Herbst 2003 beginnen.

9 Kurzreferenz über das Evaluationsprogramm *GeoNeuroTool*

Die entwickelten Werkzeuge der Programmfamilie der selbstorganisierenden Karten (2D und 4D GeoSOM) sind vergleichsweise simple Anwendungen die als Eingabedateien ASCII Datensätze verarbeiten und im Rahmen der Anwendungen (Abschnitte 8.2 und 8.4) hinreichend erläutert wurden. Durch die Verknüpfung von Datenbank und Anwendung ist der Programmaufbau des GeoNeuroTools komplexer und soll nachfolgend beschrieben werden.

Das GeoNeuroTool erstellt aus Messdaten verschiedener Bohrungen Vergleichswerte über die Ähnlichkeit der geologischen Beschaffenheit der Bohrungsergebnisse. Dabei werden Messdatenvektoren aus unterschiedlichen Typen der Bohrungsdaten (z.Z. Daten aus den Bereichen Lokation, Gefügegeometrien, Injektionen, Trennflächen, WD-Stufen und WD-Tests) generiert und über ein neuronales Netz einem Wahrscheinlichkeitswert zugeordnet. Dieser Wahrscheinlichkeitswert bezieht sich auf die Ähnlichkeit zu einem oder mehreren dem Netz antrainierten Bezugsvektoren. Es ist ersichtlich, dass ein sinnvolles Ergebnis von der Auswahl der Bezugsvektoren abhängt.

Die erhaltenen Wahrscheinlichkeitswerte ermöglichen die Weiterverarbeitung der Ergebnisse in anderen Programmen. Insbesondere bietet sich eine dreidimensionale Visualisierung der Ergebnisse an.

Die Messdaten werden aus einer Access 2000 Datenbank eingelesen (Abb. 81). Damit das GeoNeuroTool auf diese Datenbank Zugriff hat, müssen einige manuelle Vorarbeiten geleistet werden (s.u.).

Da sich die Messdaten verschiedener Messdatentypen in ihrer Größe stark unterscheiden können (z.B. variieren die Druckmessungen bei den WD-Stufen zwischen 0 und 1.3, die WD-Werte aber zwischen 0 und 194), würde eine Ungleichgewichtung der Messdatentypen bei der Übergabe der

der Übergabe der unveränderten Messwerte an das NN entstehen. Aus diesem Grund werden die Messdatentypen in Klassen eingeteilt. Die Klassenparameter lassen sich für jeden Messdatentyp manuell anpassen, damit auch eine gewollte über- oder Unterrepräsentation ermöglicht wird. Parallel dazu können die Eingangsvektoren auch analog zwischen 0 und 1 normiert werden.

Die Auswahl der für das Netz relevanten Netzdatentypen und der zu vergleichenden Messvektoren ist dem Anwender überlassen. Dadurch lassen sich verschiedene Messdatentypenkombinationen vergleichen. Nach dieser Auswahl muss die Struktur des neuronalen Netzes festgelegt werden. Das neuronale Netz basiert auf dem Backpropagation-Algorithmus und besteht aus drei Schichten: Eingabeschicht, verdeckte Schicht und Ausgabeschicht.

Die Anzahl der Neuronen in der Eingabeschicht ergibt sich aus den gewählten Messdatentypen und deren Klassenparameter. Die Anzahl der Neuronen in der Ausgabeschicht entspricht der Anzahl der Bezugs- oder Trainingsvektoren. Die Anzahl der Neuronen in der ver-

steckten (Hidden-) Schicht ist dem Anwender überlassen und ergibt sich aus Erfahrungswerten. Aus den Vektoren müssen geeignete Trainingsvektoren und ihre gewünschte Sollausgabe bestimmt und mit diesen das Netz trainiert werden. Ist das Netz ausreichend gut trainiert worden, können alle Vektoren auf das Netz angewendet werden. Ausreichend gut heißt, dass der durchschnittliche quadratische Fehler mindestens kleiner als 0.001 ist.

Die Ergebnisse können neben der Ausgabe auf dem Bildschirm in einer ASCII-Datei zur Weiterverarbeitung gesichert werden. Außerdem existiert eine einfache Visualisierung im zwei- und dreidimensionalen Raum um die Ergebnisse in ihrem Raumbezug einschätzen zu können. Im weiteren wird nicht auf die einzelnen Komponenten der Benutzeroberfläche eingegangen. Sie sollte intuitiv verständlich sein und bei falscher Nutzung sollten keine externen Daten zerstört werden können.

Im folgenden werden das Hinzufügen einer aktualisierten Datenbank und die wichtigsten Komponenten des Quellcodes erläutert.

Abfrageformular Hydrodatenbank

Datenbank

BohrungID	Bohrungsbezeichnung	KoordinateX	KoordinateY	Hoehe	Monat	Jahr	Teufe	Kommentar	Richtung	Neigung	Koordin
1	201	0,181196585297585	0,119658119976521	463,600006103516		1991	50	(Memo)			
2	202	0,230769231915474	0,129914537072182	445,200012207031		1991	50	(Memo)			
3	203	0,348717957735062	0,146153852343559	406		1991	60	(Memo)			
4	204	0,401709407567978	0,15384615957737	388		1991	70	(Memo)			

Fallwerte Injektionen Trennflächen WD-Stufen WD-Tests Kurvenform Lokalität ☐ Modus für WD-Stufen

☐ BohrungID ☐ Teufe_von ☐ Teufe_bis ☒ WD-Wert ☒ WD-Wert_pro_Etage ☒ Druck ☐ Kommentar

BohrungID	Teufe_von	Teufe_bis	WD-Wert	WD-Wert_pro_Etage	Druck	Kommentar
1	1	4	0	0	0	
1	4	7	36,9000015258789	110,700004577637	0,300000011920929	
1	7	10	44,5999984741211	133,799987792969	0,300000011920929	
1	10	13	16,2999992370605	48,8999977111816	0,300000011920929	
1	13	16	1,60000002384186	4,80000019073486	0,300000011920929	

Parameter übernehmen Vektor übernehmen Datenbankstatistik

Testvektoren: Vektor entfernen Liste löschen Vektoren sortieren Liste übernehmen

BohrungID	Teufe_von	Teufe_bis	Trennflächenziffer	WD-Wert	Druck
1	3	4	75	0	0
1	4	5	49	36,9000015258789	0,300000011920929
1	5	6	11	36,9000015258789	0,300000011920929
1	6	7	15	36,9000015258789	0,300000011920929
1	7	8	7	44,5999984741211	0,300000011920929

Abb. 81: Datenbankschnittstelle des GNT: Auswahl der Testdatensätze.

9.1 Aktualisieren der Datenbank im GNT

Um dem Programm eine aktualisierte Datenbank zur Verfügung zu stellen, sind einige Konvertierungen vorzunehmen:

Es werden zunächst alle Tabellen der Datenbank aus Access in Tabellen in das Format von Paradox 5 konvertiert (Dateiendung *.DB). Diese Tabellen sollten in einem eigenen Verzeichnis abgelegt werden.

Starten der Datenbankoberfläche von Borland (im Lieferumfang von C++ Builder oder Delphi).

Die folgenden Schritte müssen für jede Paradox-Tabelle durchgeführt werden:

- Datei ? öffnen ? Tabelle ? Tabellenname
- Tabelle ? Umstrukturieren:
- Tabelleneigenschaften ? Sekundärindizes auswählen
- Definieren: BohrungID in indizierte Felder übernehmen ? OK
- Im Dialog Index Speichern unter ID eingeben ? OK
- Speichern

Alle hierdurch neu erstellten Dateien, mit den Endungen *.DB, *.XGO, *.YGO, müssen abschließend in das Datenbankverzeichnis der Anwendung kopiert werden.

Jetzt steht die aktualisierte Datenbank dem GeoNeuroTool zur Verfügung.

9.2 Softwarearchitektur

Im folgenden werden alle Quellcodedateien und ihre Aufgabe aufgelistet:

GeoNeuroTool.CPP

Enthält die WinMain()-Funktion (vergleichbar mit der main()-Funktion aus der DOS-Programmierung.) und ruft das Hauptfenster

auf. Diese Datei wurde komplett vom Compiler (Borland C++ -Builder) erstellt und sollte nicht verändert werden.

Main.CPP, Main.H, frmGeoNeuroTool.FRM

Diese Dateien bestimmen das Aussehen und Verhalten des Hauptfensters und somit fast den vollständigen Ablauf des Programms über die Kommunikationsroutinen. Hier werden die Messdaten eingelesen, das NN angelegt und betrieben sowie alle anderen vom Benutzer anwählbaren Funktionen durchgeführt.

Besonders zu beachten sind die in der Datei {\it Main.h} definierten Makros, welche die Struktur der Datenbanktabellen definieren. Bei einer Veränderung dieser Struktur müssen die Makros unbedingt angepasst werden.

Um den Quellcode zu verstehen, beginnt man am besten mit dem Konstruktor der Klasse {\it TfrmGeoNeuroTool} und betrachtet dann die Botschaftsverarbeitungsroutinen der einzelnen Buttons und aller vom Benutzer anwählbaren Elemente (Element markieren und im Objektinspektor auf der Seite Ereignisse gewünschte Kommunikationsroutinen mit Doppelklick auswählen).

Matrix.cpp und matrix.h

Hier wird die Klasse {\it c-matrix} definiert. Das Hauptprogramm erzeugt Instanzen der Klasse, um die Sollvektoren darzustellen.

NeuroNetz.cpp, NeuroNetz.h

Es werden folgende Klassen definiert:

cneuron: Definition eines Neurons mit Aktivität, Neuroneninput, Gewichtungsmatrizen, Fehler und Funktionen zur Initialisierung der Gewichte.

cschicht: Definition einer Netzschicht durch eine Liste von Neuronen und der Anzahl dieser Neuronen.

cnetz: Definition eines vollständigen Backpropagationnetzes mit der Liste von Schichten, Funktionen für Propagation und Backpropagation sowie Bereitstellung einer für alle Vektoren des Netzes einheitlichen Aktivierungsfunktion. Im *GeoNeuroTool* wird die Sigmoidfunktion benutzt. Sie liefert zwar eine langsamere Fehlerminimierung als der Tangens hyperbolicus, hat aber den Vorteil, das die Summe der Ausgaben aller Ausgabeneuronen

immer 1 ist. Dies ist ein Vorteil bei der Visualisierung der Balkengrafik im 3D-Modell.

Warten.cpp, warten.h und frmWarten.frm

Stellt ein Fenster bereit, das beim Starten des Programms den Benutzer um etwas Geduld bittet, solange grundlegende statistische Kennwerte aus der Datenbank ermittelt werden.

Statistik.cpp, statistik.h und frmStatistik.frm

Hier wird das Fenster zur Statistikbetrachtung und Veränderung der Klassenparameter definiert. Die Statistik wird in der Routine *BerechneStatistiken()* in *main.cpp* berechnet. Diese Fenster zeigt die Statistik nur an. Auf der zweiten Seite des Fensters kann der Benutzer die Klassenparameter der einzelnen Messdatentypen einstellen.

Messdatentyp.cpp und messdatentyp.h

Die Klasse *Messdatentyp* wird definiert, damit im Hauptprogramm von einem ausgewählten Vektor, der in einer String-Tabelle keine Referenz zur Datenbanktabelle hat, auf seinen *Messdatentyp* in der Datenbanktabelle zurückgegriffen werden kann.

Klassendef.cpp und klassendef.h

Definition der Klasse *klassendef*. Jeder *Messdatentyp*, der auch für das neuronale Netz ausgewählt werden kann, erzeugt eine Instanz dieser Klasse und speichert in ihr seine Klassenparameter. Des weiteren sind Funktionen zur Veränderung der Klassenparameter implementiert, auf die die Datei *Statistik.cpp* zugreift.

10 Ausblick

Teilergebnisse der vorliegenden Arbeit werden als separate Module im Forschungsvorhaben BAGIS_{VR} als analytische Methoden in einem Fachinformationssystem integriert. Ebenso wie bei weiteren im Rahmen der gemeinsamen Forschungsarbeit von Geologen und Informatikern entwickelten informationswissenschaftlichen Methoden und Konzepten, wie die in dieser Arbeit eingesetzten Volumen NURBS, sind zur Fertigstellung dieser Werkzeuge Anpassungen und Weiterentwicklungen notwendig,

die im Rahmen weiterer gemeinsamer Forschungsarbeit geleistet werden muss.

Methodenpool Neurocomputing:

Einige ausgewählte Architekturen neuronaler Netze wurden in dieser Arbeit vorgestellt und in ihrem Anwendungsspektrum erläutert. Dabei wurde aus der Erfahrung im Einsatz mit KNN bereits eine Vorauswahl getroffen. Eine Berücksichtigung spezieller Netzwerktopologien aus der Familie überwachter Lernverfahren wie z.B. Time-Delay Netze oder Hopfield Netze scheint aus dieser Erfahrung heraus nicht sinnvoll. Vielmehr liegt ein großes Entwicklungspotenzial in der Weiterentwicklung vorverarbeitender Methoden, Modifikation der Lernparameter und der integrierten Verknüpfung von überwachten und nicht überwachten Lernverfahren, die in der vorliegenden Arbeit als kombinierbare Einzelmodule umgesetzt wurden. Im täglichen Umgang mit den verschiedensten Programmsystemen, die neuronale Netze simulieren, wurden erweiternde Möglichkeiten der Modifikationen von Lernparametern vermisst, so würde sich z.B. die Implementierung progressiver Lernraten als sehr nützlich erweisen.

Implementierung von Volumen-NURBS:

In der vorliegenden Arbeit wurde das Konzept der Volumen NURBS lediglich zur Ergebnisdarstellung eingesetzt, was das Potenzial dieser Methode, zur Modellierung von Volumeneigenschaften und -geometrien, nicht ausschöpft. Das Basiskonzept von NURBS, über Kontrollgitterstrukturen Einfluss auf metrische Objekte auszuüben, bietet Möglichkeiten diesen Einflussbereich nicht nur auf geometrische Parameter zu beschränken, sondern auch Parameter zu kontrollieren, die die Eigenschaften von planaren, oder eben auch volumetrischen Elementen beschreiben. Mit dieser Strategie lassen sich funktionale Abbildungen von Prozessen im Modellraum darstellen, wobei diese Abbildungen auch Klassifikationen neuronaler Netzwerkbausteine sein können.

Fachinformationssysteme:

Baugeologisch-geotechnische Bauvorhaben sind zumeist sehr individuelle Projekte, für die oft angepasste Softwarelösungen in kurzer Zeit bereitgestellt werden müssen. Die nachfolgend beschriebene Systemarchitektur bietet in Hin-

blick auf Flexibilität und Stabilität eine Entwicklungsumgebung, die diesen Forderungen in idealer Weise entspricht (Abb. 82)

Der Anwenderbezug der Fachsystematik verbirgt sich dabei hinter dem Datenmodell auf der Datenbankseite und den angepassten Werkzeugen der konstruktiven Modellentwicklung auf der CAD Seite. Aufgrund der Praxiserfahrung in der Baugeologie wurde bei JayGIS auf eine aufwendige CAD Komponente verzichtet. Ziel eines GIS in der Baugeologie/Geotechnik ist die schnelle Verfügbarkeit von Mess- und Versuchsdaten, was durch die Verknüpfung von Sachinformation und Lageinformation erreicht wird. Der Ansatz von JayGIS geht davon aus, dass umfangreiche Planunterlagen zu einem Bauprojekt ohnehin auf dafür jeweils angepassten Entwicklungswerkzeugen angefertigt werden. Diese können in JayGIS in beliebigen Formaten eingelesen werden, und dienen als grafische Navigationshilfen im Datenbestand. Über Java Applets können Sachdateninhalte in diesen Plänen und Skizzen lagegenau referenziert werden. Ebenso können Zeitreihenanalysen des Sachdatenbestandes kombinierbar abgefragt, und als 2D Plot visualisiert werden.

Die Applikation JayGIS beruht auf einer klassischen 3-Schicht Architektur, bei der der Client nicht direkten Zugriff auf die Datenbank erhält. Der Vorteil hierbei ist die erhöhte Flexibilität und Skalierbarkeit. Das clientseitige Frontend ist über einen Web-Browser konfigurierbar. Dadurch werden die Kosten für die Wartung von Client-Rechnern minimal gehalten und die Benutzerführung ist über alle Plattformen hinweg einheitlich. Die konzeptuelle Ebene basiert auf Enterprise Java Beans (EJB) und Java Server Pages (JSP). Die JSP's sind verantwortlich für die Erstellung der HTML-Seiten aus Datenbankinhalten, auf die sie mittels EJB's zugreifen. Die EJB's existieren in einem Container, der für die Verwaltung von Ressourcen, wie z.B. Datenbankverbindungen, verantwortlich ist. EJB's als konzeptuelle Komponente ermöglichen eine hohe Skalierbarkeit und somit eine flexible Anpassung an steigende Anforderungen, sowohl an die Anzahl der Clients als auch an die Datensicherheit. Sie bieten weiterhin ein ausgereiftes Sicherheitsmodell, bei dem sehr feinkörnig Rech-

te, für den Zugriff auf Ressourcen, festgelegt werden können, bis hin zu verschlüsselten Verbindungen. Durch die Verwendung von EJB-Containern wird es auch ermöglicht verschiedene RDBMS anzusprechen ohne die Applikation modifizieren zu müssen. Als DBMS (Database Management System) nutzt JayGIS die frei verfügbare Datenbank MySQL der Schwedischen Firma MySQL AB. Diese Datenbank bietet eine hohe Performance bei gleichzeitiger Stabilität. Aufgrund der Verwendung von 64 Bit Zeigern ist sie in der Lage sehr große Datensätze zu verwalten. Weiterhin kann MySQL Replikationen der Datenbank erzeugen. Dadurch wird zum einen die Datensicherheit erhöht und zum anderen kann über ein load-balancing die Last auf mehrere Server verteilt werden.

Die gewählte Architektur ermöglicht einerseits den Einsatz weitgehend lizenzfreier oder sehr kostengünstiger Komponenten bei hoher Stabilität und Sicherheit, andererseits aber eine große Flexibilität bei steigenden Anforderungen. Mittels dieser Architektur bleiben die vielfältigen Mess- und Versuchsdaten der unterschiedlichen Planungs- und Bauphasen, sowie die Ergebnisse von darauf basierenden Berechnungen und Prognosen zeitnah verfügbar und rekapitulierbar.

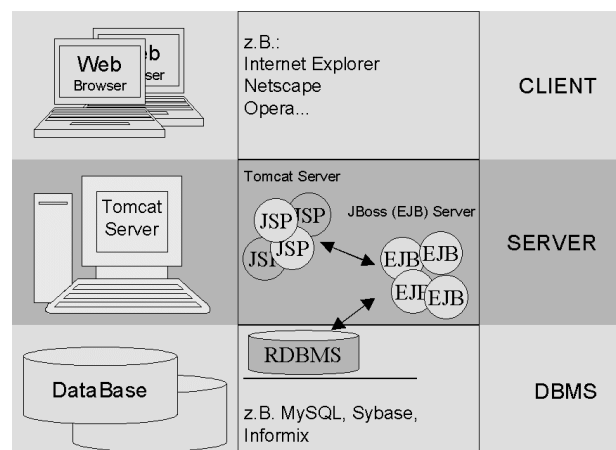


Abb. 82: Architektur des low-cost GIS JayGIS.

11 Literaturverzeichnis

- ASCH, K. (1999): GIS in Geowissenschaften und Umwelt.- 173; Berlin Heidelberg New York (Springer).
- ACUNA, J.A. & YORTSOS, J.C. (1995): Application of fractal geometry to the study of networks of fractures and their pressure transient.- *Water Resources Research*, **31**(3); 527-540; Washington, DC.
- ANDERSON, J.R. (1989): Kognitive Psychologie.- 427; Heidelberg (Spektrum).
- BENESCH, H. (1980): Der Ursprung des Geistes.- 289; München (DTV).
- BERGER, A. (2000): Zur Theorie selbstorganisierender und topologieerhaltender Neuroner Netze und deren Evaluation mittels komplexer anästhesiologischer Signaturen des Narkose-EEG.- Diss, TU Clausthal; 162; Clausthal-Zellerfeld (Papierflieger).
- BERKOWITZ, B. (1994): Modelling flow and contaminant transport in fractured media.- In: M. CORAPEIOGLU (Hrsg.): *Advances in porous media*, **2**; 397-451; Amsterdam (Elsevier).
- BERTALANFFY, L.V. (1968): *General Systems Theory*.- New York (Braziller).
- BIEWALD, W., MEISTER, J., PFARRE I. (1997): Die Talsperre Leibis/Lichte im Thüringer Schiefergebirge aus ingenieurgeologischer Sicht.- *Geowiss. Mitt. Thüringen*, **5**: 235-278; Weimar.
- BOCKLISCH, S. (1987): Prozeßanalyse mit unscharfen Verfahren.- 326; Berlin, (VEB Technik).
- BRINGEMEIER, D. (1997): Ein Datenmodell des sozio-technischen Systems Tunnelbau als Grundlage für ein Baugeologisch-Geotechnisches Informationssystem.- Diss. TU Clausthal; 163; Clausthal-Zellerfeld.
- CARSTENSEN, A. (1996): Entwicklung eines Gebirgsmodells des Untergrundes der geplanten Talsperre Leibis/Lichte (Thüringen).- Diplomarbeit, Inst. f. Geol. und Paläont. TU Clausthal; 114; Clausthal-Zellerfeld (unveröffentlicht).
- CORTEZ, L. & RIBEIRO, L. (1996): Contribution of neural networks for the space-time characterization of carstic groundwater systems.- In: KÜHL, A. & NEMEC, V. (Hrsg.): *Abstracts: Symposium Mining Pibram 1995 - Internationale Sektion Mathematische Methoden in der Geologie*, Prag (9.-14. Okt. 1995), *Zentralblatt für Geologie und Paläontologie*, Teil I; 555; Stuttgart.
- DAGAN, G. (1986): Statistical theory of groundwater flow and transport: Pore to laboratory, laboratory to formation and formation to regional scale.- *Water Resources Research* **22** (9); 120-134; Washington, DC.
- DILLO, M. (1991): Finite Element-Berechnungen zur Wasserdurchlässigkeit von Trennflächen in Abhängigkeit vom Spannungszustand mit einem experimentell ermittelten Fließgesetz für teilweise geschlossene Trennflächen.- In: W. WITTKE (Hrsg.): *Veröff. Inst. für Grundbau, Bodenmech., Felsmech. und Verkehrswegebau RWTH Aachen*, **22**; 220; Aachen.
- EBDON, D. (1998): *Statistics in Geographie*.- 2. Auflage; 193; Oxford (Oxford Press),
- EWERT, F.-K. (1991): *Rock Grouting with Emphasis on Dam Sites*.- 428; Berlin (Springer).
- FECKER, E. & REIK, G. (1987): *Baugeologie*.- 429; Stuttgart (Enke).
- FERNANDEZ-STEEGER, T. M. & CZURDA, K. (2001): Erkennung von Rutschungen mit neuronalen Netzen - In: CZURDA, K., FERNANDEZ-STEEGER, T. UND ROEHL, K.E. (Hrsg.): *Geotechnik-Sonderband zur 13. Nationalen Tagung für Ingenieurgeologie*, 2.-6. April 2001, Karlsruhe; 61-66; Essen (VGE).

- FRANKE, R. (1982): Scattered Data Interpolation: Test of Some Methods.- 181-200; Mathematics of Computations, **33** (157); Boston.
- FRÖHLICH, J. (1997): Neural Net Component in an Object Oriented Class Structure - Diplomarbeit, FB Informatik/Mathematik, FH Regensburg; 112; Regensburg (unveröffentlicht).
- GOMEZ-HERNANDEZ, J. & SRIVASTAVA, R.M. (1990): ISIM3D: An Ansi-C three-dimensional multiple indicator conditional simulation program.- Computer and Geoscience, **16** (4); 395-440.
- GUTJAHR, A., BULLARD, B., HATCH, S. (1994): Joint conditional Simulations and flow modelling.- In: R. DIMITRAKOPOULOS (Hrsg.): Proceedings of the International Forum in honour of Michel Davids contribution to Geostatistics, 3.-5. Juli 1993 in Montreal; 185-196; Montreal (Kluwer Academic Press).
- HÄGELE, A. (1996): Einfluß strukturgeologischer Elemente auf das Durchströmungsverhalten und die Injektionsfähigkeit der Phycodenschiefer im Untergrund der geplanten Talsperre Leibis/Lichte (Thüringen).- Diplomarbeit, Inst. f. Geol. und Paläont. TU Clausthal; 108; Clausthal-Zellerfeld (unveröffentlicht).
- HARTMANN, M. (1995): Auswertung von Wasserabpreßversuchen in klüftigem und verformbaren Fels - In: W. WITTKÉ (Hrsg.): Veröffentlichungen des Inst. für Grundbau, Bodenmech. Felsmech. und Verkehrswegebau RWTH Aachen, **28**; 161; Aachen.
- HEINE, K. (1999): Beschreibung von Deformationsprozessen durch Volterra- und Fuzzy-Modelle sowie Neuronale Netze.- Diss. Deutsche geodätische Kommission, **516**; 110; München (Bayrische Akad. d. Wiss.).
- HEITFELD, K.H. (1965): Hydro- und baugelogische Untersuchungen über die Durchlässigkeiten des Untergrundes an Talsperren des Sauerlandes,- Geol. Mitt. des Sauerlandes,- Geol. Mitt. Heft **5** (1/2); Aachen.
- HEITFELD, K.H. (1991): Talsperren,- In: MATTHESS, G. (Hrsg.): Lehrbuch der Hydrogeologie, **5**; 468; Stuttgart (Bornträger).
- HEITFELD, K.H. & HEITFELD, M. (1989): Auswertung von WD-Testen bei speziellen Geologischen Verhältnissen,- Berichte der 7. Tagung der Ingenieurgeologie, 185-199, Bensheim.
- HEITFELD, K.H. & KOPPELBERG, W. (1981): Durchlässigkeitsuntersuchungen mittels WD Testen.- Zbl. Geol. Paläont., **1** (5/6); 634-661; Stuttgart.
- HEITFELD, K.H. & HEITFELD, M. (1992): Auswertung von WD-Tests mit geringen Durchlässigkeiten.- Mitteilungen zur Ingenieur- und Hydrogeologie, **48**; Aachen.
- HEUNECKE, O. (1995): Zur Identifikation und Verifikation von Deformationsprozessen mittels adaptiver KALMAN-Filterung (Hannoversches Filter).- Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Vermessungswesen der Universität Hannover, **208**, Hannover.
- HOULSBY, A.C. (1976): Routine Interpretation of the Lugeon Water-Test - Q. J. Engng. Geol., **30** (3); 257-269.
- HUANG, Z., SHIMELD, J., WILLIAMSON, M., KATSUBE, J. (1996): Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Venture gas field, offshore eastern Canada.- Geophysics, **61** (2); 422-436.
- KESPER, B. (1995): Objektorientierte Modellierung der nichträumlichen Daten für das Baugeologisch-Geotechnische Informationssystem BAGIS.- Diplomarbeit, Inst. f. Inf., TU Clausthal; 98; Clausthal-Zellerfeld (unveröffentlicht).
- KESPER, B., & MÖLLER, D.P.F. (1999): BAGIS - Baugeologisch-Geotechnisches Informationssystem - Informationstechnische Realisierung.- In: REIK, G., PAEHGE, W.

- (Hrsg.): Raumbezogene Informationssysteme für geologische, bau- und geotechnische Aufgaben.- 1. Clausthaler FIS-Forum: 57-67; Clausthal-Zellerfeld (Papierflieger).
- KESPER, B. (2001): Konzeption eines Geo-Datenmodells unter Verwendung von Freiformkörpern auf der Basis von Volume Non Uniform Rational B-Splines.- Diss., FB Informatik, Universität Hamburg.
- KINZELBACH, W. (1992): Numerische Methoden zur Modellierung des Transports von Schadstoffen im Grundwasser.- 2. Auflage; Seiten??; München-Wien (R. Oldenburg).
- KOHONEN, T. (1997): Self-Organizing Maps.- 551; Berlin (Springer).
- KOIKE, K., MATSUDA, S., GU, B. (2001): Evaluation of Interpolation Accuracy of Neural Kriging with Application to Temperature-Distribution Analysis.- Mathematical Geology, **33** (4); 28.
- KOLDITZ, O. (1994a): Modellierung von Strömungs- und Transportprozessen im geklüfteten Festgestein.- NLFb Bericht Nr. 112281, Niedersächsischen Landesamt für Bodenforschung; 202; Hannover.
- KOLDITZ, O. (1997): Strömung, Stoff- und Wärmetransport im Kluftgestein.- 263; Berlin – Stuttgart (Borntraeger).
- KOPPELBERG, W. (1985): Numerische und statistische Untersuchungen zur Durchlässigkeit geklüfteter geologischer Körper und ihrer Bestimmung durch Wasserdruckversuche.- Diss., RWTH Aachen; 253; Aachen.
- KOSAKOWSKI, G. (1996): Modellierung von Strömungs- und Transportprozessen in geklüfteten Medien: Vom natürlichen Kluftsystem zum numerischen Gitternetzwerk.- Diss, VDI-Fortschrittberichte, **7** (304); 124, Bonn.
- KREUTER, H. (1996): Ingenieurgeologische Aspekte geostatistischer Methoden - Dissertation, In: G. GUDEHUS, O. NATAU. (Hrsg.): Veröff. d. Inst. f. Bodenmech. und Felsmech. Uni Karlsruhe, **138**; 140; Karlsruhe.
- KUEHLING, G. & WIDMANN, R. (1996): Injektionen im Fels; ein Sachstandsbericht der Arbeitsgruppe Felsinjektionen der ISRM.- In: Geotechnik, Sonderheft zum 11. Nationalen Felsmechanik Symposium; 124-129; Aachen.
- KUTZNER, C. (1991): Injektionen im Baugrund.- 370; Stuttgart (Enke).
- LIU, Y. & WANG, J. (1999): A neural network method for engineering rock mass classification.- In: International Society for Rock Mechanics, Proceedings, **1**; 519 - 522, Rotterdam.
- MATHERON, G. (1965): Les variables regionalisees et leur estimation.- 212; Paris.
- MAYORAZ, F., CORNU, T., VULLIET, L. (1996): Using neural networks to predict slope movements.- In: SENNESET, K. (Hrsg.): Landslides.- VII International Symposium on Landslides, Trondheim, Proceedings, **1**; 295-300; Rotterdam.
- MCDONALD, M.G. & HARBOUGH, A.W. (1988): A modular three dimensional finite difference groundwater flow model.- In: US Geological Survey, Open File Report **85** (875); 528; Denver.
- MÜLLER, L. (1992): Der Felsbau.- Felsbau über Tage **2**, Gründungen, Wasserkraftanlagen; 992; Stuttgart (Enke).
- LASSER, D. (1994): Free Form Volumes - Definition, Application, Visualisation Techniques.- Interner Bericht 238/94, FB Informatik, Uni Kaiserslautern; Kaiserslautern.
- PIEGL, L. & TILLER, W. (1997): The Nurbs Book.- 2. Auflage; 646; Berlin (Springer).
- RAHA, D. & DHARMAPPA, H. B. (1998): Use of artificial neural networks (ANN) for predicting the performance of activated sludge process.- In: SIVAKUMAR, M. UND CHOWD-

- CHOWDHURY, R. N. (Hrsg.): Environmental management: engineering the water-environment and geo-environment.- II. International Conference on Environmental Management (ICEM2), Proceedings, **2**; Amsterdam.
- REUTER, M. (2001): Computing by Activities.- In: Computational Intelligence,- 174-187; Heidelberg (Springer).
- REUTER, M. (2002): Die Potentialorientierte Beschreibung der Neuronalen Netze.- 406; Clausthal-Zellerfeld (Papierflieger).
- REUTER, M., ZEMKE, C., SCHADE, W. (2001): Analysing Nanometric Scaled Topographic Patterns by Soft Computing Based Methods.- In: Proceedings WAC, Pearl City.
- RINNE, H. (1997): Taschenbuch der Statistik.- 2. Auflage; 650; Frankfurt a.M.
- RIBLER, P. (1977): Bestimmung der Wasserdurchlässigkeit von klüftigem Fels.- In: Veröff. Inst. f. Grundbau und Bodenmech., **5**; 175; Aachen.
- RIBLER, P. (1984): Empfehlung Nr. 9 des Arbeitskreises 19 - Versuchstechnik Fels der Deutschen Gesellschaft für Erd- und Grundbau e.V.: Wasserdruckversuch im Fels.- In: Bautechnik **4**; 112-117; Berlin (Ernst & Sohn).
- SAAKE, G., & SATTLER, K.-U. (2000): Datenbanken und Java: JDBC, SQLJ und ODMG.- 327; Heidelberg (dpunkt).
- SCHAFMEISTER, M.-T. (1999): Geostatistik für die hydrologische Praxis.- 172; Heidelberg (Springer).
- SCHETELIG, K. & SCHENK, V. (1978): Neues Messverfahren für die Durchführung von Wasserabpressversuchen.- 3. Nationales Felsmechanik Symposium; Essen (DGEG e.V.).
- SCHETELIG, K. (1991): Vergleich von Randbedingungen und Aussagekraft verschiedener Feldversuche zur Ermittlung der Durchlässigkeit in wenig durchlässigem Untergrund.- Mitt. Ingenieurgeol. und Hydrogeol., **26**, Aachen.
- SCHNEIDER, H.-J. (1987): Durchlässigkeit von geklüftetem Fels; eine experimentelle Studie unter besonderer Berücksichtigung der Wasserabpressversuche.- In: Berichte der 8. Tagung der Ingenieurgeologie; 98-103; Berlin.
- SCHÖNWIESE, C.-D. (2000): Praktische Statistik für Meteorologen und Geowissenschaftler.- 3. Auflage; 231; Stuttgart (Borntraeger).
- SCHRAFT, A. & RAMBOW, D. (1984): Vergleichende Untersuchungen zur Gebirgsdurchlässigkeit im Buntsandstein Ost Hessens.- Geol. Jb. Hessen, **112**; Wiesbaden.
- SCHUMANN, A. (1997): Neuronale Netze kontra Diskriminanzanalyse: ein empirischer Vergleich am Beispiel der lithologischen Klassifikation geophysikalischer Bohrlochmessungen - In: THIERGÄRTNER, H. UND FRICKE, S. (Hrsg.): Geoinformatik und Anwendung mathematischer Methoden in Geophysik und Geologie; Teil **I** (9): 843-852; Stuttgart.
- SEGOL, G. (1994): Classic Groundwater Simulations - Proving and improving numerical Models.- 532; PTR Prentice Hall.
- SHANNON, C.E., WEAVER, W. (1949): The Mathematical Theory of Communication.- Urbana (Univ. of Illinois Press).
- SNOW, D.T. (1965): A parallel Plate Modell of fractured permeable media.- Diss. University of California; Berkeley.
- STAHLMANN, J. (1991): Experimentelle und numerische Untersuchungen zur Erosionsstabilität von gefüllten Trennflächen im Untergrund von Talsperren - In: WITKE, W. (Hrsg.): Veröffentlichungen des Inst. für Grundbau, Bodenmech., Felsmech. u. Verkehrswegebau RWTH Aachen, **20**; Aachen.

- STOBER, I. (1986): Strömungsverhalten in Festgesteinsaquiferen mit Hilfe von Pump- und Injektionsversuchen - In: BGR (Hrsg.): Geol. Jb., Reihe C – **42**; Göttingen (Dietrichsche Universitäts-Buchdruckerei).
- STORCH, H. v., ZWIERS, F.W. (1999): Statistical Analysis in Climate Research.- 484; Cambridge (Univ. Press).
- TEUTSCH, G. (1992): Regionalisierung von Parametern zur Beschreibung der Wasserbewegung in heterogenem Untergrund - Erkundungs- und Simulationsmethoden.- In: KLEEBERG, H.-B. (Hrsg.): Regionalisierung in der Hydrogeologie; 259-271; Bonn.
- TROCH, I. (1996): Zielgerichtete mathematische Modellbildung - Werkzeuge für die Praxis.- In: NATKE, H.-G. (Hrsg.): Dynamische Probleme - Modellierung und Wirklichkeit; 1-30; Hannover.
- VREUGDENHIL, C.B. & KOREN, B. (1993): Numerical methods for advection-diffusion problems - Notes on numerical fluid mechanics, **45**; Braunschweig (Vieweg).
- WARD, J.H. (1965): Hierarchical grouping to optimize an objective funktion.- J. Amer. Statist. Assoc. **58**; 236-244.
- WEINGÄRTNER, H. (1985): Korrelation und Information.- Meteorol. Rundschau **28**; 1-8.
- WERNSTEDT, J. (1989): Experimentelle Prozessanalyse.- 390; Berlin (VEB Technik).
- WITTKE, W. (1984): Felsmechanik: Grundlagen für wirtschaftliches Bauen im Fels.- 684; Berlin (Springer).
- ZAKHARIAN, S. (1998): Neuronale Netze für Ingenieure.- 181; Braunschweig/Wiesbaden (Vieweg).
- ZEMKE, C. & REIK, G. (2001): Realisierung und Einsatzmöglichkeiten des Geoinformationssystems BAGIS im Talsperrenbau.- In: REIK, G., PAEHGE, W. (Hrsg.): Raumbezogene Informationssysteme für geologische, bau- und geotechnische Aufgaben.- 1. Clausthaler FIS-Forum: 141-155; Clausthal-Zellerfeld (Papierflieger).
- ZELL, A. (1995): Simulation Neuroner Netze.- 624; München (Addison-Wesley).

12 Anhang

A.1: Lage des Untersuchungsgebietes in Thüringen

A.2: Aufsicht der Gründungsfläche der Talsperre

A.3: Querprofil des Absperrbauwerkes

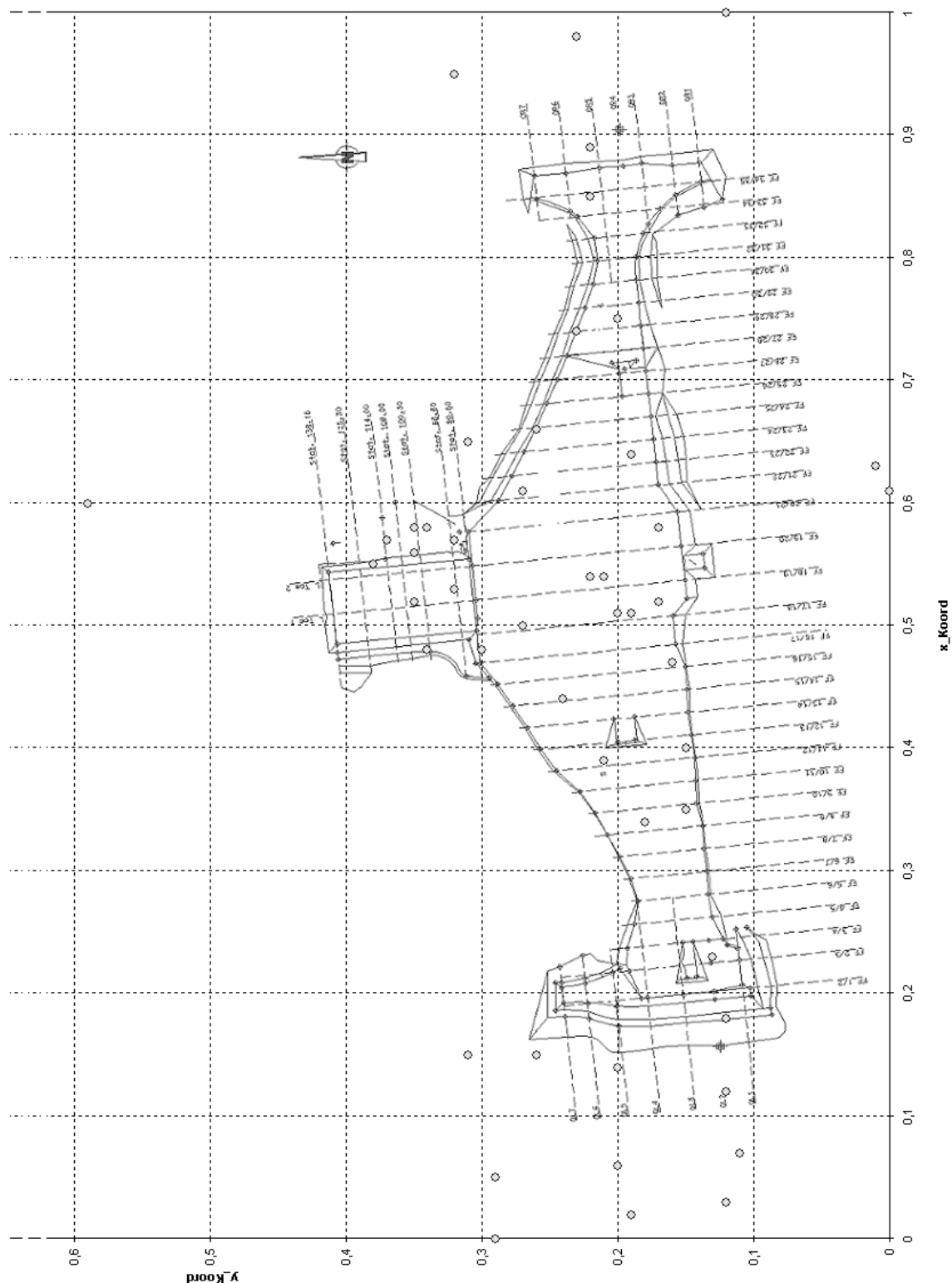
A.4: Kenndaten des Absperrbauwerkes (Auswahl)

A.5: Stratigraphie des Untersuchungsgebietes

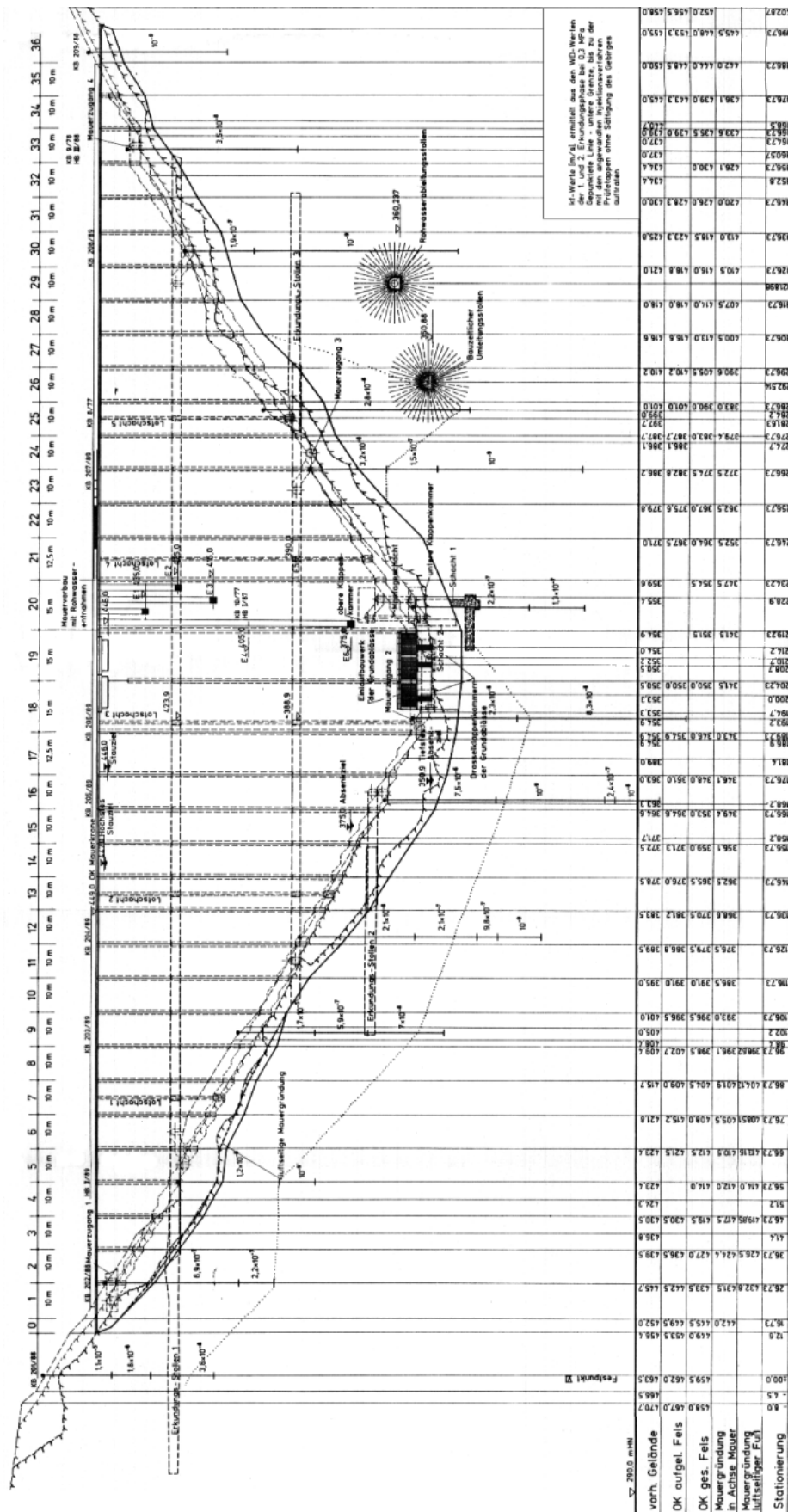
A.6: Fototafeln (B.6-1 bis B.6-10)

A.7: Datenbasis: Übersicht der verwendeten Mess- und Versuchsdaten

A.2: Aufstandsfläche des Absperrbauwerkes mit den Bohrungsaufpunkten in einem lokalen Koordinatensystem



A.3: Querprofil des Gründungsareals mit hydrogeologischen Kennwerten}



A.4: Kenndaten des Absperrbauwerkes (Auswahl)

Lokalität / Zweck	
Gestautes Gewässer	Lichte
Zweck	Trinkwasserversorgung
Sperrtyp	Betongewichtsmauer, gerade Achse
Bauzeit (voraussichtlich)	1998 – 2003
Technische Daten	
Hydrologie	
Einzugsgebiet Lichte- u. Schlagetal	72,00 km ²
Überleitung Einzugsgebiet Katze	35,50 km ²
Gesamteinzugsgebiet	107,50 km ²
Jahresabflußmenge	60,00 hm ³
Staubecken	
OK Mauerkrone / Speicheroberfläche	444,0 m HN / 1,24 km ²
Höchstes Stauziel / Stauinhalt	442,0 m HN / 39,2 hm ³
OK Überlauf / Stauziel	441,0 m HN / 38,0 hm ³
Gewöhl. HW-schutzraum: Stauinhalt	5,6 hm ³
Stauziel / Stauinhalt Nutzung	436,0 m HN / 32,4 hm ³
Fernwasserversorgung aus dem Schwarzagebiet: 88 000 m ³ /d	Überleitungsstollen und Fernleitungs-system (Leitungslänge 215 km)
Energiegewinnung aus Rohwasser- abgabe	490 kW
Energiegewinnung aus garantierter Mindestwasserabgabe	84 kW
Garantierte Mindestwasserabgabe Absperrbauwerk	100 l/s
Höhe über Gründungssohle	(102,50 m) Stand '98
Bauwerkshöhe über Sohle der Lichte	(93,50 m) Stand '98
Beton	hydrotechnischer Beton
Kronenlänge	372 m
Kronenbreite	9 m / 80,60 m
Freibord	2 m
Bauwerksvolumen/Materialbedarf	620.000 m ³ / 1.430 000 t
Schotter / Splitte	520 000 t / 455 000 t
Betonsande	325 000 t
Bindemittel	130 000 t

A.5: Stratigraphie des Untersuchungsgebietes

Silur				
	Ashgill Caradoc Llanvirn	Gräfentaler Gruppe	oGL [Olf] oGS	Lederschiefer ca. 250 m Oberer Erzhorizont ca. 0,5 – 40 m
	Arenig		oGG [Ogf] oGGEU [OFeu]	Griffelschiefer ca. 80 – 120 m Unterer Erzhorizont 0 – 0,5 m
	Tremadoc	Phycoden- gruppe	oPQ [OPhq] oPS [OPhS2] oPS [OPhS1] oPSMO [OPhmq] oPD [Ophd] OPDMU	Phycodenquarzit ca. 130 m Graublauer Phycodenschiefer 500 m Graugrüner Phycodenschiefer 400 m Oberer Magnetitquarzit 20 – 25 m Phycodendachschiefer 100 – 200 m
		Frauenbach- gruppe	oFQO [OFr 3] oFW [oFR 2] oFQ [OFr 1]	Oberer Frauenbachquarzit ca. 180 m Frauenbach-Wechselagerung 0 – 100 m Untere Frauenbachquarzit ca. 200 m
		Goldisthaler Serie	cbGTO [C Gt 2] cbGQ/T U [C Gt 1]	Obere Goldisthaler Schiefer 150 – 200 m Untere Goldisthaler Schiefer ein- schließlich Konglom. Arkose und Basisquarzit 60 - 80 m

A.6: Fototafeln

A.6-1: Baufeld Osthang (Mai 2002)

Deutliche Schichtstufentreppen durch die flach nach Osten einfallende Schichtung.

A.6-2: Baufeld Westhang (Juni 2000)

Blick auf den 1996 angelegten Großschurf im Bereich der Aufstandsfläche der Gewichtstaumauer.

A.6-3: Luftbild: Talsohle (Mai 2002)

Aufnahme aus der talüberspannenden Kabelkrananlage (Foto von: U. Wittenberg, HPI).

A.6-4: Sperrstelle von Süden (Juni 2000)

Bereich der Sperrstelle, von Süden aufgenommen, der rechte (westliche) Hang ist bereits freigelegt.

A.6-5: Hauptelemente des Trennflächensystems

Wellige Schichtflächen und Trennflächen des Schieferungs- und ac Kluftgefüges.

A.6-6: Wasserleitende Schichtfuge

Aufnahme vom westlichen Hang, Wasseraustritt auf einer Bankungsfuge.

A.6-7: Freigelegte Injektionsbohrung (Juni 2001)

Injektionsbohrung 501, angeschnitten in einem Niveau von ca. 6m unter GOK.

A.6-8: Freigelegte Injektionsbohrung (Detail)

Detailaufnahme der Injektionsbohrung 503 mit erkennbarem Eindringen der Zementsuspension in das Schieferungsgefüge.

A.6-9: Beginn der Betonarbeiten (März 2002)

Betonage der talsohlennahen Betonierabschnitte mittels der Kabelkrananlage.

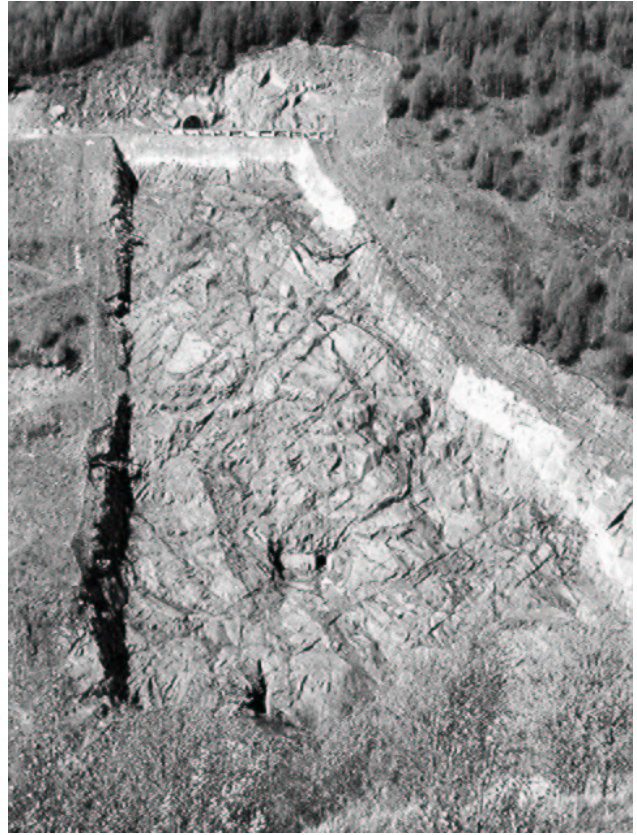
A.6-10: Fotorealistsche Simulation des Absperrbauwerkes

Abbildung entnommen der Baudokumentation der Thüringer Talsperrenverwaltung.

Fototafel (A6.1 bis A6.4)



A6.1: Baufeld Osthang (Mai 2002).



A6.2: Baufeld Westhang (Juni 2000).



A6.3: Luftbild: Talsohle (Mai 2002).



A6.4: Sperrstelle von Süden (Juni 2000).

Alle Aufnahmen von C. Zemke, Mai 2000- Juni 2002. Die fotorealistische Simulation des fertiggestellten Bauwerkes (folgende Seite) ist der Baudokumentation der Thüringer Talsperrenverwaltung entnommen.

Fortsetzung **Fototafel** (A6.5 bis A6.10)



A6.5: Hauptelemente des Trennflächensystems



A6.6: Wasserleitende Schichtfuge.



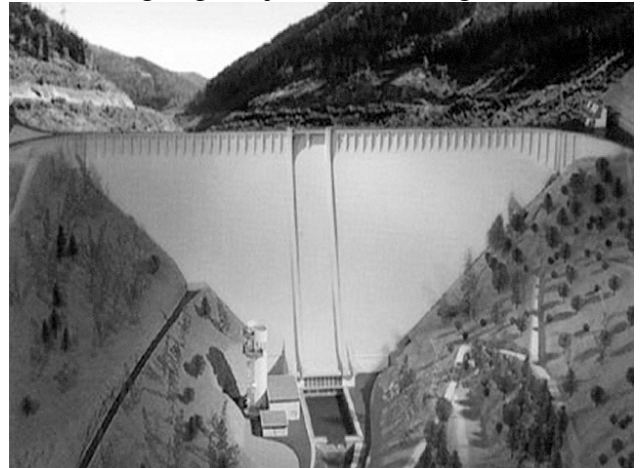
A6.7: Freigelegte Injektionsbohrung (Juni 2001).



A6.8: Freigelegte Injektionsbohrung (Detail).



A6.9: Beginn der Betonarbeiten (März 2002).



A6.10: Fotorealistsche Simulation des Absperrbauwerkes.

A.7: Datenbasis: Übersicht der verwendeten Mess- und Versuchsdaten

Anzahl aufgenommener Bohrungen: 77

Gefügewerte

Streichwert ac	Fallwerte ac	Streichwert ss
Maximalwert: 216	Maximalwert: 77	Maximalwert: 70
Minimalwert: 216	Minimalwert: 77	Minimalwert: 70
Anzahl: 49	Anzahl: 49	Anzahl: 49

Fallwerte ss	Streichwert sf	Fallwerte sf
Maximalwert: 32	Maximalwert: 309	Maximalwert: 77
Minimalwert: 9	Minimalwert: 309	Minimalwert: 46
Anzahl: 23	Anzahl: 49	Anzahl: 24

Injektionen

Druck (maximal)	Verpressmenge/m	Verpressmenge/Etage	Versuchsdauer
Maximalwert: 3	Maximalwert: 179,39	Maximalwert: 538,19	Maximalwert: 188
Minimalwert: 0	Minimalwert: 0	Minimalwert: 0	Minimalwert: 97
Anzahl: 14	Anzahl: 15	Anzahl: 15	Anzahl: 14

Trennflächenmerkmale

Trennflächenziffer

Maximalwert: 75

Minimalwert: 3

Anzahl: 46

Abstand ac	Ausbreitung ac	Abstand ss
Maximalwert: 2	Maximalwert: 1,5	Maximalwert: 1,20
Minimalwert: 2	Minimalwert: 1,5	Minimalwert: 1,20
Anzahl: 49	Anzahl: 49	Anzahl: 49

Trennflächenmerkmale (Fortsetzung)

Ausbreitung ss	Abstand sf	Ausbreitung sf
Maximalwert: 10	Maximalwert: 0,89	Maximalwert: 3
Minimalwert: 10	Minimalwert: 0,89	Minimalwert: 3
Anzahl: 49	Anzahl: 49	Anzahl: 49

WD Stufendrucktests

Druck	WD-Wert	WD-Wert/m	Kurventyp
Maximalwert: 0	Maximalwert: 0	Maximalwert: 0	Maximalwert:4
Minimalwert: 0	Minimalwert: 0	Minimalwert: 0	Minimalwert:0
Anzahl: 19	Anzahl: 19	Anzahl: 19	Anzahl: 19

WD Tests

WD-Wert/m	WD-Wert/Etage	Druck
Maximalwert: 44,59	Maximalwert: 133,79	Maximalwert: 0,30
Minimalwert: 0	Minimalwert: 0	Minimalwert: 0
Anzahl: 15	Anzahl: 15	Anzahl: 15

Lokale Koordinaten

Koordinate X	Koordinate Y
Maximalwert: 1	Maximalwert: 0,59
Minimalwert: 0	Minimalwert: 0
Anzahl: 76	Anzahl: 76